

レーダによる高分解能観測におけるノイズ環境下の 信号処理と目標追尾の研究

著者	山田 哲太郎
発行年	2019
学位授与大学	筑波大学 (University of Tsukuba)
学位授与年度	2018
報告番号	12102甲第9013号
URL	http://doi.org/10.15068/00156303

レーダによる高分解能観測におけるノイズ環境下の
信号処理と目標追尾の研究

2019年 3月

山田 哲太郎

レーダによる高分解能観測におけるノイズ環境下の
信号処理と目標追尾の研究

山田 哲太郎

システム情報工学研究科
筑波大学

2019年 3月

目次

第 1 章 序論	1
1.1 本研究の背景	1
1.1.1 信号検出	1
1.1.2 目標捕捉	2
1.1.3 目標追尾	3
1.2 本研究の目的	3
1.3 本論文の構成	4
第 2 章 信号検出技術 -長時間積分-	5
2.1 緒言	5
2.2 背景	5
2.2.1 レーダの受信信号モデル	5
2.2.2 高機動目標信号の周波数解析	6
2.3 従来方式	6
2.4 提案方式	8
2.4.1 畳み込み積分	8
2.4.2 畳み込み積分の高速化	9
2.4.3 雑音尤度によるドップラー幅選択	11
2.5 シミュレーション	13
2.5.1 シミュレーション条件	13
2.5.2 性能評価	15
2.6 むすび	19

第 3 章 目標捕捉技術 -センサフュージョンによるビーム配列最適化-	22
3.1 緒言	22
3.2 背景	22
3.3 提案方式	24
3.3.1 事前情報を利用したビーム配列最適化	24
3.3.2 追尾連携型ビーム配列最適化	25
3.4. シミュレーション	26
3.4.1 シミュレーション 1	26
3.4.2 シミュレーション 2	29
3.4.3 考察	34
3.5. むすび	34
第 4 章 目標追尾技術 -津波追尾-	36
4.1 緒言	36
4.2 背景	36
4.2.1 海洋レーダにおける津波観測	36
4.2.2 浅水方程式による津波伝搬	37
4.2.3 水位データの津波データ同化	37
4.3 提案方式	38
4.3.1 状態ベクトルと処理の概要	38
4.3.2 運動モデルと観測モデル	39
4.3.3 状態ベクトルの初期値の設定	41
4.4 シミュレーション評価	41
4.4.1 シナリオ 1 (1 次元線形浅水方程式)	42
4.4.2 シナリオ 2 (南海トラフ巨大地震モデル)	45
4.4.3 考察	51
4.5 むすび	52

第 5 章 結論	54
謝辞	54
著者論文リスト	54

第 1 章 序論

1.1 本研究の背景

レーダは自ら電波を空間に放射し、航空機や雨や波浪等の反射物からの反射波を受信し、対象の状態を把握することができるアクティブセンサである。レーダは装置規模が大きく、高価であるものの、昼夜、天候にかかわらず、遠方の目標を観測することができる。レーダには航空機の状態を把握する航空管制レーダや海面の状態を監視する海洋レーダや気象を観測する気象レーダ等があるが、本研究では航空管制レーダと海洋レーダを研究の対象とする。レーダの観測過程では、受信した反射波を受信機の AD コンバータによりデジタル信号に変換し、デジタル信号に対して信号処理を行うことで、ノイズや外乱による観測の誤差を低減して目標を抽出する。図 1.1 に本研究で対象とするレーダ信号処理の要素技術を示す。レーダ信号処理における重要技術として、目標の信号の有無を検出する信号検出技術、目標を捕捉する目標捕捉技術、目標の状態を予測しフィルタリングする目標追尾技術がある。従来、レーダでは分解能内に収まる点目標の観測が中心であったが、近年、アンテナや受信機の高性能化に伴う高分解能化により、分解能を超えて広がりを持つ目標に対する観測が行われる。レーダでは目標の速度、方位、距離等の諸元を観測することができるが、それぞれの諸元に関して分解能を超えた広がりを持つ観測信号が得られた場合、従来の信号処理では観測性能が低下するという課題がある。本論文は、レーダの高分解能観測における信号処理と目標追尾の性能改善を目的とする。本章では、速度分解能に関する信号検出、方位分解能に関する目標捕捉、距離分解能に関する目標追尾の課題を説明した後、目的について述べ、最後に本論分の構成を示す。

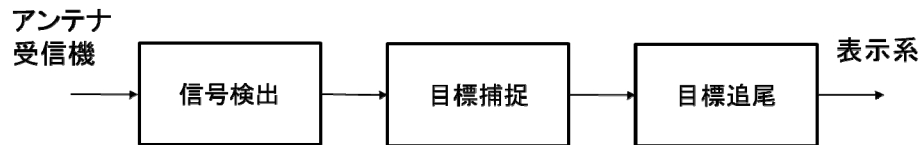


図 1.1 処理の構成図

1.1.1 信号検出（速度分解能）

安価な装置を用いて少ない送信電力で遠方の航空機等の目標を観測する場合、信号検出時の周波数解析のサンプリング時間を長くすることで、小さな受信信号を積み上げる必要がある。しかし、長時間に渡る周波数解析（以降、長時間積分と呼ぶ）を行った場合、速度分解能が小さくなるが、サンプリング時間中で目標が加減速した場合、速度分解能を超えて信号が広がりを持つ。図 1.2 に長時間積分時のドップラースペクトルの様子を示す。（図中の FFT は Fast Fourier Transform を示す。）目標が理想的な等速直線運動を行っている場合は左図のように長時間積分により目標由来の信号スペクトルが大きくなり目標を検出できる。しかし、目標が加減速等の加速度運動を行う場合は右図のように信号スペクトル広がることで雑音スペクトルに埋もれて目標検出が困難となる。信号検出において速度分解能の高分解能化により 1 つの分解能セルあたりのエネルギーが減少し、信号検出性能が低下するという課題がある。

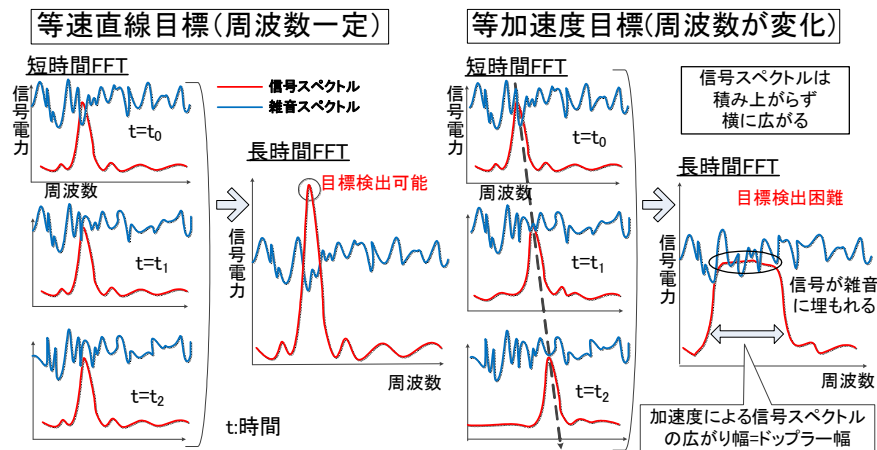


図 1.2 長時間積分時のドップラースペクトルの概念図

1.1.2 目標捕捉（方位分解能）

レーダでは、1 目標あたりのビーム照射時間を長くすることで探知距離の延伸が可能だが、ビームリソースには限りがあり、ビームマネージメントの効率化は重要な問題である。一方、自ら諸元を放射しないパッシブセンサとしてパッシブ電波センサがある。図 1.3 にレーダとパッシブ電波センサの概念図を示す。パッシブ電波センサでは目標の放射した電波を受信するため、レーダのようなアクティブセンサと比較して距離による電力減衰が少なく遠距離の目標の探知が可能だが、距離の測定が難しい上に広帯域のアンテナが必要なため方位精度がレーダよりも劣化する。パッシブ電波センサの方位情報をもとにレーダによる目標捕捉を行う場合、レーダのビーム幅に対してパッシブ電波センサの方位精度が悪く、異なる方位精度のセンサを用いた効率的なビームマネージメントが求められている。

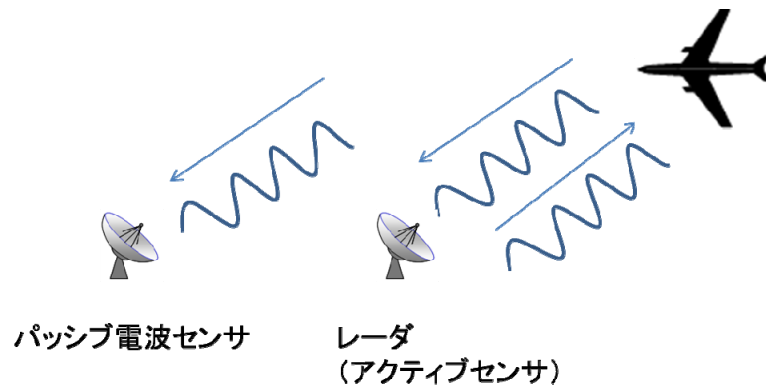


図 1.3 パッシブ電波センサとレーダの概念図

1.1.3 目標追尾（距離分解能）

海洋レーダではブラッグ共鳴散乱を利用してレーダ覆域内の海流の視線方向流速値を観測することができる。図 1.4 にブラッグ共鳴散乱の概念図を示す。レーダの送信波の約半波長に相当する海面の成分波によって散乱された電波を受信し解析することで海流の流速を観測できる。海洋レーダを用いた津波観測において、ブラッグ共鳴散乱により観測された流速を時系列に追跡することで、津波の状態を把握することができる。しかし、航空機

の追跡のような従来の点目標に対する目標追尾では距離分解能を超えて広がる津波の状態を把握することは難しく、距離分解能を跨る目標の状態変化に追従できず目標追尾性能が低下するという課題がある。

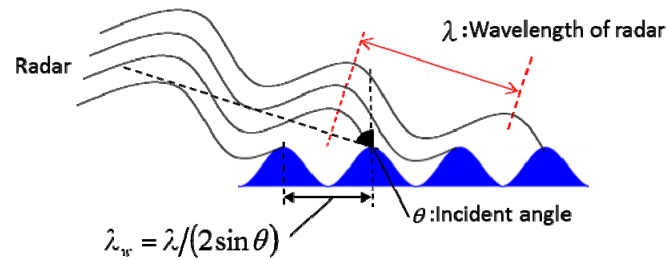


図 1.4 ブラッグ共鳴散乱の概念図

1.2 本研究の目的

本研究では、レーダ観測における分解能を超えた広がりを持つ目標に対する観測性能の改善を目的とし、ノイズ等の外乱による観測の誤差を考慮しつつ目標の大きさや状態を適切に統合する信号処理技術を開発する。具体的には、信号検出技術（速度分解能）、目標捕捉技術（方位分解能）、目標追尾技術（距離分解能）に関する以下の課題解決を行う。

課題 1 信号検出技術に関しては、加速度目標等の速度分解能を超えて信号が広がりを持つ目標に対する信号検出性能の改善。

課題 2 目標捕捉技術に関しては、パッシブ電波センサ等の方位精度の異なる他センサによる目標の観測情報を利用した目標捕捉性能の改善。

課題 3 目標追尾技術に関しては、海洋レーダを用いた津波観測における距離分解能を跨るボリュームターゲットに対する目標追尾性能の改善。

本論文では、課題 1 を解決するため、長時間に渡る周波数解析と雑音尤度に基づくノンコヒーレントな畳み込み積分による信号検出方式を提案する。本方法によれば、ドップラーの広がりを推定しつつ目標信号を積分することで高ノイズ環境下において信号検出性能が改善されることが期待できる。

また、課題 2 を解決するため、パッシブ電波センサから得られる方位観測値により目標を追跡し、追尾処理による平滑値が算出される毎に平滑誤差の分散に従ってビーム配列を最適化する方式を提案する。本方法によれば、パッシブ電波センサの方位誤差に応じて最適なレーダビーム配列を設計することが可能となるため目標捕捉性能が改善されることが期待できる。

さらに、課題 3 を解決するため、レーダビーム毎に浅水方程式を運動モデルとした津波追尾方式を提案する。本方法によれば、距離分解能を超えて広がる津波の伝搬を計算することが可能なため、目標追尾性能が改善されることが期待できる。

1.3 本論文の構成

本論文は、第 1 章「序論」、第 2 章「信号検出技術」、第 3 章「目標捕捉技術」、第 4 章「目標追尾技術」、第 5 章「結論」から構成されている。以下に各章の概要を述べる。

第 2 章では速度分解能に収まらない加速度目標に対する信号検出性能の改善として、長時間に渡る周波数解析と雑音尤度に基づくノンコヒーレントな畳み込み積分による信号検出方式を提案し、性能評価結果を述べる。次に第 3 章ではパッシブ電波センサ等の他センサによる目標に関する存在範囲情報を利用した場合の目標捕捉性能の改善として、パッシブ電波センサから得られる方位観測値により目標を追尾し、追尾処理による平滑値が算出される毎に平滑誤差の分散に従ってビーム配列を最適化する方式を提案し、性能評価結果を述べる。第 4 章では海洋レーダを用いた津波観測におけるボリュームターゲットに対する目標追尾性能の改善として、レーダビーム毎に浅水方程式を運動モデルとした津波追尾方式を提案し、性能評価結果を述べる。最後に 5 章では本論文で得られた結果を総括する。

第2章 信号検出技術 -長時間積分-

2.1 緒言

近年、レーダの低 SNR(Signal-to-Noise Ratio)環境下において加速度を持つような目標の探知を可能とするアルゴリズムの開発が求められている。しかし、加速度を持つ目標に対して、周波数解析後の信号のスペクトルはドップラー周波数変化の影響で周波数軸上に広がり、雑音に対する優位性が不十分で目標信号を検出できないという問題がある。

解決策として、観測時間を目標が等速直線運動をしていると見なせる区間(CPI: Coherent Processing Interval)に分割し、CPI 内の信号に対して周波数解析を行い、CPI 毎の目標が存在する周波数セルの電力を足し合わせることで、目標検出率向上を図る方法が報告されている[1]。但し、CPI 毎の目標の信号を加算する際に周波数セルを間違えた場合、信号検出性能が低下するという問題がある。また、目標の存在する周波数セルが分からないような低 SNR 環境下においては、目標の初期速度と初期加速度の候補を複数仮定して仮の目標経路上の電力を加算する必要があり、計算負荷が大きいという問題がある。方式[1]では目標の初期速度を既知として計算量の増大を防いでいるが、この前提は他センサ等で、目標の速度が既知という特別な状況でしか有効でない。また、目標信号の位相を揃えた上でコヒーレントに目標信号を加算することで、信号検出性能を向上させる方式[2]が報告されているが、CPI 分割後に周波数解析を行い、一旦目標候補を検出した上で、目標信号の位相を揃えるため、従来方式[1]と同様の問題がある。

また、低 SNR 環境下における信号検出技術として、加速度の影響を軽減するために目標の加速度候補を複数用意し、仮定した加速度で決まるドップラー周波数の変化を位相補償した上で周波数解析を行う方式[3][4][5]が報告されている。この方式は位相補償量が事前に分かっていない場合、正確に位相補償を行うため、非常に多くの加速度を仮定する必要があり計算時間が大きいという問題がある。また、ラドン変換や、ハフ変換に基づく低 SNR 信号検出技術[6][7]が存在するが、これらの手法も同様に、目標が加速度を持つ運動を行う場合には信号の位相情報を揃えるために非常に多くのパラメータを探索する必要があり、計算負荷が大きい。また、低 SNR 環境下の追尾検出技術に TBD(Track-Before-Detect)がある[8][9]。TBD では目標の揺らぎを考慮してフレーム間で追尾しながら信号検出を行うが、TBD では周波数解析後の信号について信号の探索を行うため、周波数解析後に目標信号が雑音と比較して優位にならないような低 SNR 環境下においては信号検出が難しい。

本稿では、信号検出性能を維持しつつ計算時間を低減する方法として、長時間に渡る周波数解析と雑音尤度に基づくノンコヒーレントな畳み込み積分による信号検出方式を提案する。提案方式は、長時間周波数解析後のスペクトルの振幅に対して畳み込み積分を行うことで信号検出性能を高めつつ、加速度候補を高速に探索することができる。また、雑音尤度を用いて、畳み込み後の信号振幅から真のスペクトルの広がり幅を推定することで、低 SNR 環境下において加速度目標の信号検出ができる。本検討の対象とする低 SNR 環境は、全てのサンプル信号をコヒーレント積分しないと信号が積み上がらないような超低 SNR 環境ではなく、目標の運動に応じた適切な CPI でコヒーレント積分を行った後に CPI 間でノンコヒーレント積分を行うことで信号検出が可能な SNR 環境を検討の対象範囲とする。また、本稿は文献[10]、[11]を発展させた内容である。

本稿の構成としては、以下のようになっている。まず 2.2 節で背景となる信号モデルを述べる。次に 2.3 節で従来方式を示し、2.4 節で提案方式である雑音尤度に基づくノンコヒーレント畳み込み積分を説明する。2.5 節で提案方式の評価結果を述べ、最後に 2.6 節でまとめとする。

2.2 背景

本節では想定する信号モデルと加速度目標の信号検出の課題について述べる。

2.2.1 レーダの受信信号モデル

ドップラーレーダを使った加速度目標の信号検出技術について説明する。ドップラーレーダとは、ドップラー効果による周波数の変化を観測することで、移動目標の検出が可能なレーダである。目標の運動とレーダの受信

信号との間には、時刻 t におけるレーダの受信信号を $v(t)$ とすると、式(1)の関係がある。

$$v(t) = A \exp(j(2\pi f_0(t - \frac{2R(t)}{c}))) \quad (1)$$

ここで、 A は受信信号の振幅、 f_0 は送信キャリア周波数、 c は光速、 $R(t)$ は目標の時刻 t における距離とする。

式(1)で表されるビデオ信号を、サンプリング周期 Δt の A/D 変換機で変換した場合、信号のサンプル数 M 、サンプル番号 $m(m=1,2,\dots,M)$ とすると、得られるレーダの受信信号は式(2)で表される。

$$V(m) = A(m\Delta t) \exp\{j2\pi f_0(-\frac{2R(m\Delta t)}{c})\} \quad (2)$$

本稿では、移動目標の探知を目的とし、背景に存在する海面や地面等からの反射信号はドップラーフィルタ処理で抑圧できる[12]ことを前提として、雑音は受信機の熱雑音のみを想定する。

受信信号は、式(2)に雑音が加算される。雑音のモデル $W(m)$ は複素ガウシアンノイズになることが知られており[12]、式(3)で表される。

$$W(m) = \sqrt{\frac{\sigma^2}{2}} \cdot (\text{randn}_1(m\Delta t) + j \cdot \text{randn}_2(m\Delta t)) \quad (3)$$

randn は独立な正規乱数、 σ は雑音の標準偏差を表すパラメータとする。

以上より、雑音環境下で得られる受信信号は式(4)で表すことができる。

$$U(m) = V(m) + W(m) \quad (4)$$

ここで、受信信号の SNR を式(5)のように定義する。

$$SNR = \frac{A^2}{\sigma^2} \quad (5)$$

本稿では、受信機より式(4)のビデオ信号が得られることを前提として検討を行う。

2.2.2 加速度目標信号の周波数解析

目標の速度は式(1)より受信信号の周波数に相当するので、受信信号に対して周波数解析を行うことで、目標の速度を検出することができる。ここで、周波数解析の手段として、デジタル信号の周波数解析 DFT(Discrete Fourier Transform)を用いる。ただし、実際の処理では DFT を高速化した FFT(Fast Fourier Transform)を使用する。周波数セル番号を k とすると、DFT 後の信号は式(6)で表せる。

$$X(k) = \sum_{m=1}^M U(m) \cdot \exp(-j2\pi \frac{k}{M}(m-1)) \quad (6)$$

周波数セル（もしくは、セル）とは DFT によって識別することができるドップラー周波数の最小単位とする。等速運動目標においては、DFT 後のスペクトルは、目標の存在が期待される周波数にピークを持ち、信号検出が可能となる。

しかし、目標が加速度運動を行う場合、受信信号の周波数が変化することから、DFT 後の信号スペクトルは広がりを持つ。加速度による信号スペクトルが広がることで、信号利得が損失し、低 SNR 環境下において信号検出が困難となる。低 SNR 環境下において、加速度目標に対して DFT を行う場合、加速度の影響を軽減する工夫を行う必要がある。以降、目標の加速度運動による信号スペクトルの広がり幅をドップラー幅と呼ぶことにする。

2.3 従来方式

本節では従来方式(文献[3]の METHOD1 や文献[5]の手法)とその課題を説明する。従来方式では、加速度による受信信号の位相変化を補償して DFT を行うことにより SNR 改善効果を図る。本節では、目標は視線方向に等加速度運動($R(t) = a_0 t^2 + v_0 t + R_0$)を行うことを想定する。ここで、 R_0 は目標の初期距離、 v_0 は初期速度、 a_0 は初期

加速度とする．受信信号 $U(m)$ (式(4))に対して、補償加速度を a' とすると、補償後の信号 $U_{a'}(m)$ は式(7)で表すことができる．

$$U_{a'}(m) = A(m\Delta t) \exp\{j2\pi f_0 \left(-\frac{2\left\{R_0 - v_0 m\Delta t - \frac{1}{2}(a_0 - a')(m\Delta t)^2\right\}}{c} \right)\} + W(m) \cdot \exp\{j2\pi f_0 \left(\frac{a'(m\Delta t)^2}{c} \right)\} \quad (7)$$

目標の加速度が既知の場合、補償加速度を真の加速度 ($a' = a_0$) とすることで、式(7)の第一項目は、等速直線運動目標に対する受信信号と等価となる．また、第二項目は複素雑音に対して位相補償を行ったものとなり、複素雑音となる．

$$Y(k) = \sum_{m=1}^M U_{a'}(m) \cdot \exp(-j2\pi \frac{k}{M}(m-1)) \quad (8)$$

$U_{a'}(m)$ の DFT は式(8)で表すことができ、式(8)は等速直線運動に対する DFT 後のスペクトルと同等の信号となることから、SNR 改善効果が得られ、目標検出ができる．

しかし、目標の加速度が未知である場合、従来方式では想定される加速度の範囲内で、加速度の候補を作成し、位相補償後に DFT を行う．処理のブロック図を図 2.1 に示す．図 2.1 のように、加速度候補に対して位相補償を行い、DFT 後のスペクトルの最大スペクトルを求める．次に、これを全ての加速度候補に対して求め、全候補の中で最大となる最大スペクトルを信号として検出する．

繰り返しの最大の回数は、必要な加速度の候補数 N_a に比例し、これは加速度分解能 a_r から求めることができる．加速度分解能とは、目標のドップラー周波数の変化が 1つの周波数セル内にとどまる最大の加速度の大きさと定義する．周波数セルの大きさ（周波数分解能）を Δf とすると、加速度分解能 a_r は式(9)より計算できる．

$$a_r = \Delta f^2 \cdot \frac{c}{2f_0} \quad (9)$$

また、想定加速度の絶対値の最大値を a_{\max} とすると、 $-a_{\max} \sim a_{\max}$ の範囲の加速度をもつ等加速度目標に対して、加速度の候補数 N_a は式(10)で計算できる．

$$N_a = 2 \frac{a_{\max}}{a_r} = \frac{4a_{\max} f_0^2 t^2 M^2}{c} \quad (10)$$

従来方式は、正確に位相補償を行わないと信号検出性能が得られず、観測時間が長い場合、周波数分解能が高くなることから加速度候補数 N_a が大きくなり、計算時間がかかるという問題がある．

従来方式の計算時間を見積もるために、従来方式の複素数の乗算回数を評価すると、仮にサンプル数 M が 2 の指数乗とした場合、FFT による乗算回数は、 $M \log_2(M)$ 回となる．次に、位相補償や最大スペクトルの算出では、乗算回数が $O(M)$ となることから、FFT、位相補償、最大スペクトルの算出では、乗算回数は $O(M \log_2(M))$ となる．従来方式では上記処理を N_a 回繰り返すことから従来方式の全体の計算量は $O(M^3 \log_2(M))$ となり非常に大きいことがわかる．

また、従来方式では、位相補償の候補数が多いことで、誤警報を発生する雑音の位相が偶然揃うことで誤警報の振幅が大きくなる確率が増えてしまうため、誤警報確率（目標が存在せずに雑音しか存在しない環境下で、目標が存在すると誤判定する確率と定義する。）が上昇するという課題がある。

また、従来方式では想定する目標の運動を複数仮定するが、仮定した運動と実際の目標の運動の相違がある場合、コヒーレント積分の損失が大きく、信号検出性能が低下する課題がある。

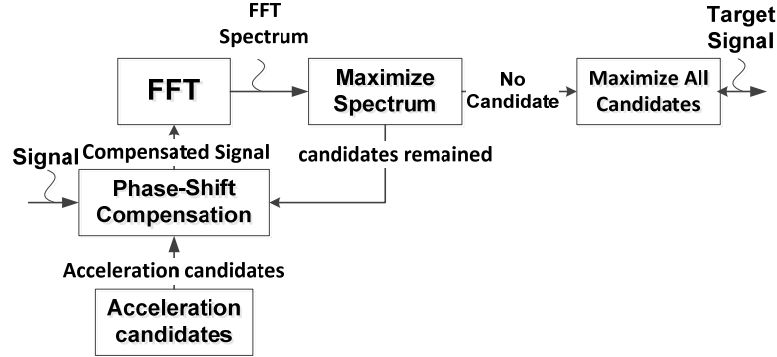


図 2.1 従来方式の処理のブロック図

2.4 提案方式

提案方式の処理の流れを図 2.2 に示す。提案方式では、まずドップラー幅を粗い幅で複数仮定し、DFT 後の振幅スペクトルと仮定した幅を持つ矩形窓関数との畳み込み積分を行う。次に雑音尤度評価において雑音の確率密度関数を用いて、仮定した幅のうち雑音尤度が最も低いドップラー幅を選択する。最後に上記ドップラー幅で畳み込み積分後のスペクトルの最大振幅を目標として検出する。このように提案方式は信号の位相情報を無くしてノンコヒーレントに畳み込み積分を行うので、粗い幅で加速度候補を探索することが可能となる。

以下の 2.4.1 項では畳み込み積分の原理を説明し、2.4.2 項では畳み込み積分の高速な計算方法と計算量の評価を説明する。2.4.3 項では雑音尤度の計算方法と尤度評価によるドップラー幅の選択の原理を説明する。

2.4.1 畳み込み積分

提案方式では、まず、DFT 後の信号 に対して、式(11)のように振幅検波を行う。

$$f(k) = |X(k)| \quad (11)$$

そして、ドップラー幅の候補 $C_n(n=1...N)$ を N 個仮定し、仮定した幅を持つ矩形窓関数 $g_n(k)$ を用意する(式(12))。

$$g_n(k) = \begin{cases} 1 & (0 \leq k \leq C_n - 1) \\ 0 & (k < 0, C_n - 1 < k) \end{cases} \quad (12)$$

各ドップラー幅の候補番号 n に対して DFT 後の信号スペクトル(式(11))と矩形窓関数 $g_n(k)$ の循環畳み込み積分を行う(式(13))。

$$f_n(k) = \sum_{i=0}^{M-1} g_n(i) f(k+i) \quad (13)$$

ドップラー幅の候補 C_n が真の信号のドップラー幅と一致していた場合、図 2.3 のように矩形窓関数との畳み込み積分を行うことで、加速度やジャーク等の運動の高次項によって広がった信号スペクトルは加算されて大きくなるのに対して、雑音の振幅は平滑される。その結果、信号の振幅が雑音の振幅と比較して大きくなり、信号検出性能が向上する。本稿では、畳み込み積分を行う窓関数をハン窓やハミング窓等の他の窓関数としても問題は

ないが、高速化の観点から矩形窓関数による畳み込み積分を検討する。

2.4.2 畳み込み積分の高速化

ドップラー幅の候補が式(14)のようにべき乗の幅で表現される場合において、矩形窓関数の畳み込み積分の計算を高速化する方法を説明する。

$$C_n = 2^{n-1} \quad (14)$$

式(15)のように $n=1$ の時は、 f_n を DFT 後のスペクトルとし、 $n \geq 2$ の時は、式(16)のように畳み込み積分後のスペクトル f_n は f_{n-1} を利用して少ない演算回数で積分後のスペクトルを高速に計算することができる。

$$f_1(k) = f(k) \quad (15)$$

$$f_n(k) = f_{n-1}(k) + f_{n-1}(k + 2^{n-2}) \quad (n \geq 2) \quad (16)$$

例えば、 $n=3$ の場合、図 2.4 のように、 $f_3(1)$ は畳み込み積分前のスペクトルの周波数セル 4 つ分の振幅を加算した合計で表され、これは、 $f_2(1)$ と $f_2(3)$ を加算することで計算することができる。同様の処理を全ての k に対して行うことで、畳み込み積分後のスペクトル $f_n(k)$ を高速に計算することが可能となる。ここで、ドップラー幅の候補数 N は本項のようにべき乗の幅でドップラー幅を想定する場合は、想定加速度の絶対値の最大値と加速度分解能から $a_{\max} \leq 2^{N-1} a_r$ を満たす最小の自然数 N と設計する。

提案方式全体の計算量を複素数の乗算回数から評価すると、FFT では $O(M \log_2(M))$ 、振幅検波では $O(M)$ の計算量となる。そして、畳み込み積分以降では矩形窓関数を利用しており乗算演算は行わないので、全体で $O(M \log_2(M))$ の計算量となり、従来方式の計算量 ($O(M^2 \log_2(M))$) と比較して小さい計算量となることがわかる。次に、本項の畳み込み積分の高速化による計算量を評価する。通常、矩形窓関数を用いた畳み込み積分は、式(17)、式(18)を利用して畳み込み積分を行う[11]。すると、加算回数 N_c は式(19)から $2M(N-1)$ 回より大きくなる。

$$f_n(1) = \sum_{k=1}^n f_1(k) \quad (17)$$

$$f_n(d+1) = f_n(d) + f_1(d+1+n) - f_1(d) \quad (18)$$

$$N_c = \sum_{n=2}^N 2M + (C_n - 1) > 2M(N-1) \quad (19)$$

これに対して、提案方式では式(15)、式(16)を用いて演算を行うため、加算回数は $M(N-1)$ 回となり、式(17)、式(18)を用いた畳み込み積分と比べて、加算回数を 1/2 以下に低減する効果がある。ただし、本節の矩形畳み込み積分の高速化を行わない場合でも、提案方式全体の乗算数による計算量は従来方式に対して小さいため、処理速度の優位性はなくなる。

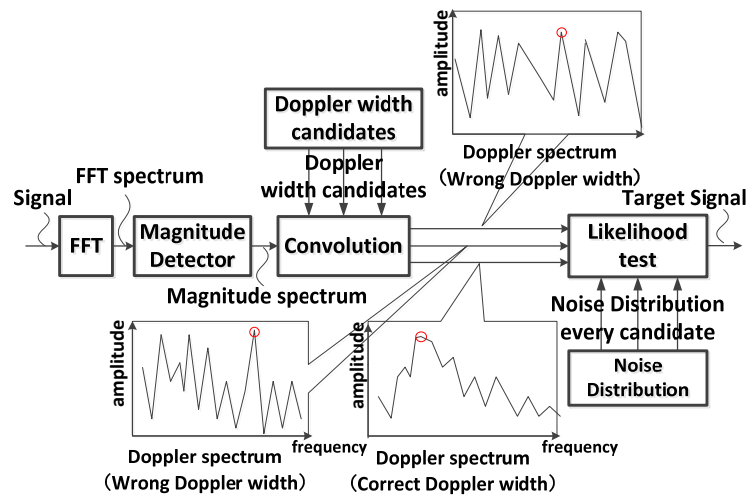


図 2.2 提案方式の処理の流れ

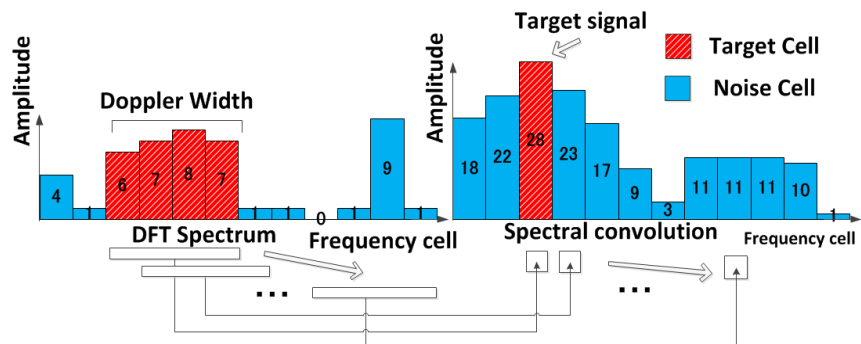


図 2.3 畳み込み積分の概念図

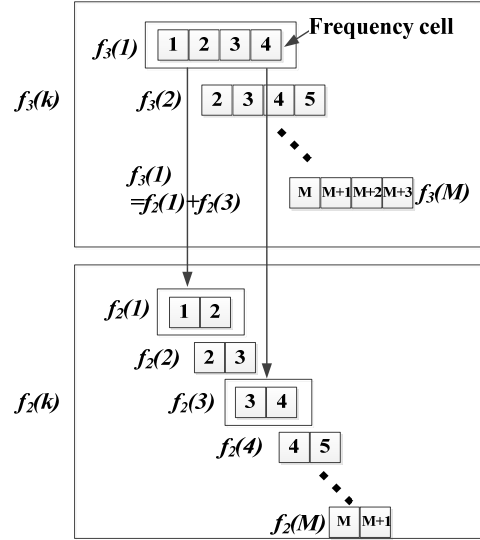


図 2.4 高速な畳み込み積分($n=3$)

2.4.3 雑音尤度によるドップラー幅選択

本項では、2.4.3.1.で雑音尤度によるドップラー幅の選択方法を説明し、2.4.3.2.で雑音の確率密度関数の近似計算方法を説明し、2.4.3.3.で提案アルゴリズムの信号検出閾値の設計方法について説明する。

2.4.3.1 雑音尤度によるドップラー幅の選択方法

尤度評価では、目標信号が存在しない環境（雑音のみが存在する環境下）の畳み込み積分後のスペクトルの最大振幅 $\max_k(f_n(k))$ の確率密度関数 q_n を用いて、式(20)のように雑音尤度が最も小さいドップラー幅 n' を選択する。

$$n' = \arg \min_n (q_n(\max_k(f_n(k)))) \quad (20)$$

ここで、ドップラー幅候補番号を n 、ドップラー幅候補 p を含む n' 以外の雑音尤度と比較して、ドップラー幅 n' の雑音尤度が小さい場合に、ドップラー幅 n' のスペクトルが選択される例を図 2.5 に示す。雑音尤度とは、想定した雑音モデルからデータが発生する確率を表すため、雑音尤度を比較することで仮定したドップラー幅の候補の中で、確率的に尤も雑音らしくない、つまり目標信号らしい、ドップラー幅を選択することができる。しかし、 q_n の解析的な計算は難しいため、式(20)を直接的に計算することは難しいという課題がある。

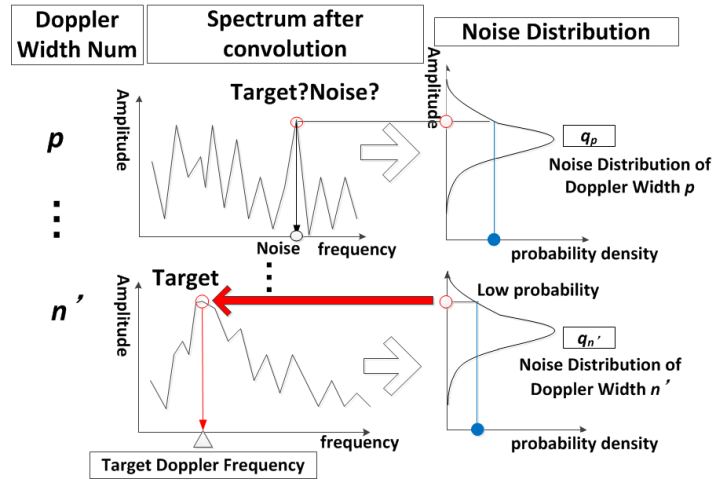


図 2.5 雑音尤度によるドップラー幅選択

2.4.3.2 畳み込み積分後の雑音の確率密度関数

目標信号が存在しない環境下の最大振幅 $\max_w(f_n(w))$ の確率密度関数 q_n を近似的に計算する方法を説明する。目標信号が存在しない環境下の振幅検波後の振幅 $f_i(w)$ の確率密度関数はレイリー分布となることが知られている [12]。しかし、畳み込み積分後の隣接の周波数セルの振幅(例えば、 $f_2(1)$ と $f_2(2)$)は畳み込み積分前の共通の周波数セルの振幅 $f_i(2)$ を加算して構成されるため、相関を持つという問題がある。このため、畳み込み積分後の振幅 $f_n(w)$ の確率密度関数を解析的に導出することは難しい。そこで、提案方式では式(21)のように q_n を正規分布として近似し、目標信号が存在しない環境下において計測した雑音の振幅データから q_n を推定する。

$$q_n = N(a_n, b_n) \quad (21)$$

式(21)の $N(a_n, b_n)$ は平均 a_n 、標準偏差 b_n の正規分布を表し、目標信号が存在しない環境下において畳み込み積分後のスペクトルの振幅最大値 $\max_w(f_n(w))$ を独立に N_b 回計測し(N_b はドップラー幅毎の雑音計測回数と定義する)、計測データから最尤法を用いて平均 a_n と標準偏差 b_n を推定する。ここで、推定した平均と標準偏差を a_n' 、 b_n' とする。そして、式(20)の近似として、式(22)で表現される S_n が最大となるドップラー幅 n を選択することで、目標らしいドップラー幅をできる。

$$S_n = (\max_w(f_n(w)) - a_n') / b_n' \quad (22)$$

文献[14]では、正規分布で雑音分布の近似を行う例として、 K 分布に従うクラッタの振幅を足し合わせた振幅分布を正規分布と近似し、CFAR(Constant False Alarm Rate)による信号検出を行う方法が記載されている。

2.4.3.3 信号検出閾値の設計

信号の検出を判定する検出閾値は、目標信号が存在しない環境における $\max(S_n)$ の累積確率密度関数 P_s を用いて、CFAR [12]と同様に誤警報確率 P_{fa} を達成する閾値 Th を計算する(式(23))。

$$P_{fa} = 1 - P_s(Th) \quad (23)$$

ここで、累積確率密度関数 P_s は式(24)で計算できる。式(24)は、目標信号が存在しない環境において、 $\max(S_n)$ を独立に N_s 回計測し(N_s は検出閾値計算のための雑音計測回数と定義する)、 N_s 個の計測サンプルのうち c 以下のサンプルが N_c 個存在する確率を表す。

$$P_s(c) = \frac{Nc}{Ns} \quad (24)$$

ただし、誤警報確率を低く設定する場合、上記方法では必要な計測回数が多くなり、計算負荷が大きいという問題がある。たとえば、誤警報確率を $P_{fa}=1.0 \times 10^{-4}$ とした場合、少なくとも 10,000 回以上の計測が必要となるが、目標検出前に事前に上記パラメータを計算することを考え、本論文では、2.4.3.2, 2.4.3.3 の計算負荷に関しては検討の対象としない。

2.5 シミュレーション

本節では、計算機シミュレーションによる提案方式の評価結果について述べる。2.5.1 項では、シミュレーション条件について述べ、2.5.2 項では、提案方式の検出性能と計算時間についての評価結果と考察を述べる。

2.5.1 シミュレーション条件

シミュレーションでは図 2.6 のように、相対距離 10000m の地点から初期速度 340m/s、初期加速度 0.15m/s² で静止したセンサに向かって式(25)、(26)、(27)に従い接近する目標を想定する。ここで、 dt はサンプリング間隔、 x_k は k 番目のサンプリングにおける目標の距離 r_k 、速度 r_k' 、加速度 r_k'' を並べた状態ベクトルである。 w_k は運動の曖昧さを表す駆動雑音であり、平均 0、標準偏差 q の正規分布に従うとする。目標は駆動雑音による運動の曖昧さを持ちながら平均的には等加速度運動を行うとする[15]。従来方式では、目標が視線方向に等加速度運動を行うという仮定の下で視線方向の加速度を探索するが、実際に目標が視線方向に完全に等加速度運動を行うという仮定は非現実的であり、本シミュレーション評価ではどのような加速度を持つかわからない加速度目標として式(25)の目標を想定する。また、目標の駆動雑音の標準偏差 q を 0.005m/s² とした場合のモンテカルロシミュレーション 1 試行における目標の視線方向の距離、速度、加速度を図 2.7、図 2.8、図 2.9 に示し、図 2.10 に雑音が存在しない環境下における、DFT 後の目標信号のドップラースペクトルを示す。図 2.10 の横軸は周波数セルを表し、加速度の影響で周波数セル 25300 セル（周波数では 9900Hz に相当）付近でスペクトルが 50 セル程度周波数軸上に広がっている様子が確認できる。また、目標信号の振幅のゆらぎはないものとしてスワリングケース 0 を想定すると同時に、距離変化による SNR 変動も考えないものとする。表 2.1 にシミュレーションパラメータの詳細を示す。表 2.1 の加速度の想定範囲は従来方式の加速度候補数や提案方式のドップラー幅の候補数を決めるパラメータである。また、ドップラー幅毎の雑音計測回数は 2.4.3.2 のドップラー幅選択における雑音の確率密度関数を求めるための計測数を表し、検出閾値計算のための雑音計測回数は 2.4.3.3 の信号検出のための雑音計測回数を表す。

$$x_k = F(k-1)x_{k-1} + \Gamma(k-1)w_k \quad (25)$$

$$x_k = [r_k \ r_k' \ r_k'']^T \quad (26)$$

$$F(k-1) = \begin{bmatrix} 1 & dt & \frac{dt^2}{2} \\ 0 & 1 & dt \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \Gamma(k-1) = \begin{bmatrix} \frac{dt^2}{2} \\ dt \\ 1 \end{bmatrix} \quad (27)$$

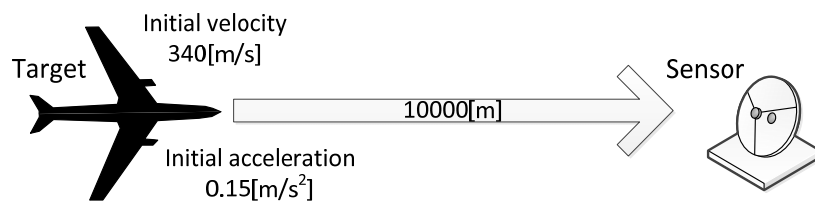


図 2.6 目標とセンサ

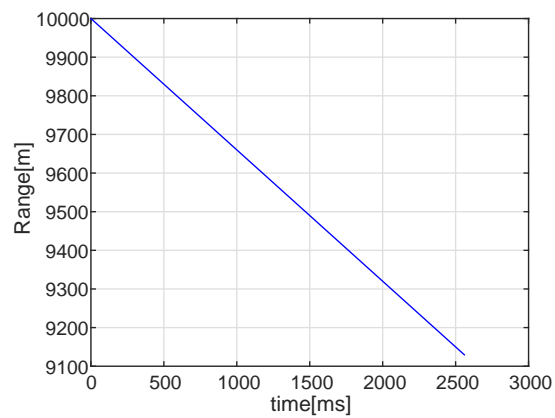


図 2.7 目標とセンサの相対距離

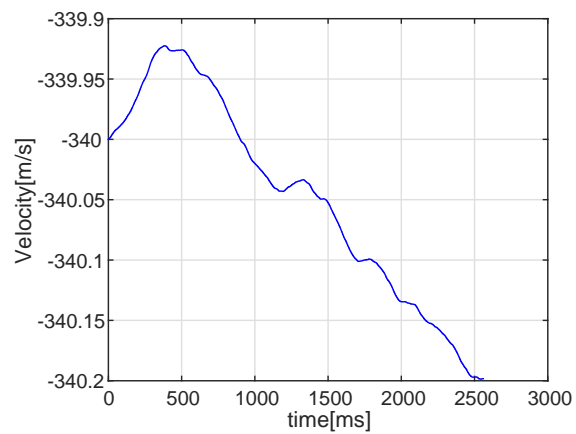


図 2.8 目標の速度

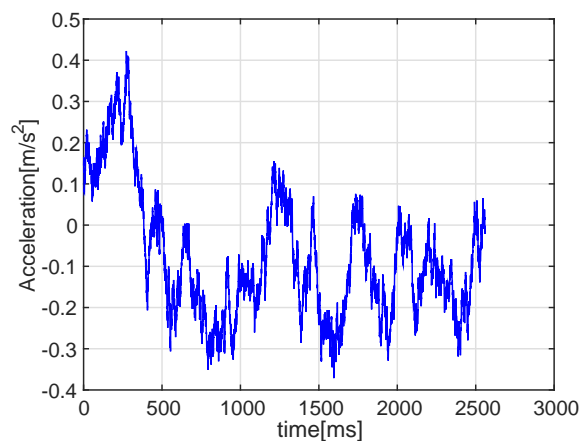


図 2.9 目標の加速度

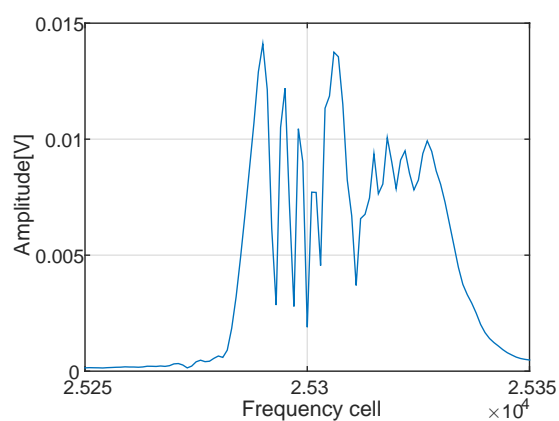


図 2.10 ドップラースペクトル(雑音なし)

表 2.1 シミュレーションパラメータ

条件(パラメータ)	値
サンプリング数	35000
サンプリング周期[μs]	80
加速度の想定範囲[m/s²]	[-1 +1]
ドップラー幅毎の 雑音計測回数 N_b (2.4.3.2)	1000
検出閾値計算のための 雑音計測回数 N_s (2.4.3.3)	1000

2.5.2 性能評価

本項では、2.5.2.1 でモンテカルロシミュレーション 1 試行の提案方式の信号検出結果を示す。次に、2.5.2.2 でモンテカルロシミュレーション 100 試行の提案方式と従来方式の検出確率の統計評価結果を示し、2.5.2.3 で提案方式と従来方式の計算時間の比較結果を示す。最後に 2.5.2.4 で考察を述べる。

2.5.2.1 提案方式の目標抽出結果

入力信号は $\text{SNR}=-24\text{dB}$ 、真の駆動雑音の標準偏差を 0.005m/s^2 とした場合の受信信号に対して DFT のみを行った結果のスペクトルを図 2.11 に示す。目標が加速度を持つ場合、図 2.11 のように DFT 後のスペクトルは信号と雑音と区別がつかず、目標検出が困難となる。

一方、提案方式のように図 2.11 のスペクトルに対して式(22)スコア S_m が最大となるドップラー幅で畳み込み積分を行ったスペクトルを図 2.12 に示す。図 2.12 から、図 2.10 で示した 9900Hz 付近に存在する目標信号が雑音と比較して優位となることがわかる。また、畳み込み積分後のドップラー幅毎のスコア(式(22))を図 2.13 に示す。図 2.13 より、ドップラー幅 32 がスコア最大になる。これは、図 2.10 より目標信号は 50 セル程度の周波数セル上の広がりを持つため、この幅に近いドップラー幅で畳み込み積分を行った場合に、雑音らしくなさが強調され、スコアが大きくなるためである。

これに対して、 $\text{SNR}=-32\text{dB}$ の場合の加速度目標の畳み込み積分後のスペクトルと畳み込み積分後のドップラー幅毎のスコアを図 2.14、図 2.15 に示す。図 2.14 より雑音スペクトルに比べて信号スペクトルの優位さは非常に小さく、図 2.15 より信号のドップラー幅より大きなドップラー幅 256 を推定していることがわかる。仮に 35000 のサンプル数の信号をコヒーレント積分出来た場合、 45dB 程度の SNR 向上のため 13dB 程度の信号になり信号検出が出来る。しかし、提案方式ではノンコヒーレントに畳み込み積分を行っているため、コヒーレント積分を用いないと信号検出ができないような超低 SNR 環境下では信号検出が難しい。

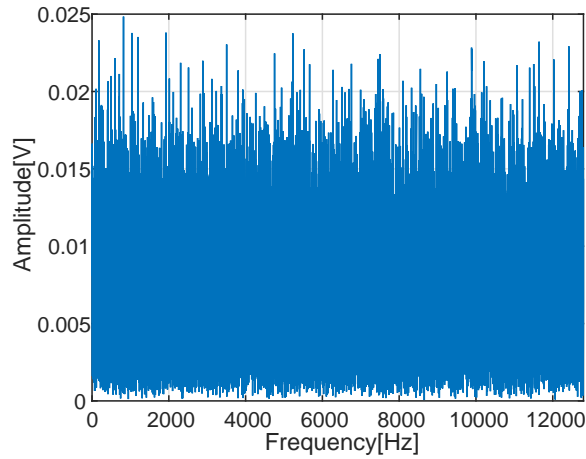


図 2.11 加速度目標の畳み込み積分前のスペクトル
(目標の周波数 9883Hz , $\text{SNR}=-24\text{dB}$)

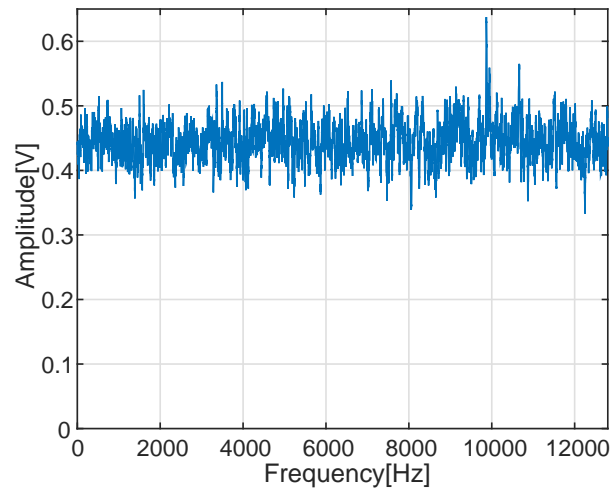


図 2.12 加速度目標の畳み込み積分後のスペクトル
(目標の周波数 9883Hz, SNR=-24dB)

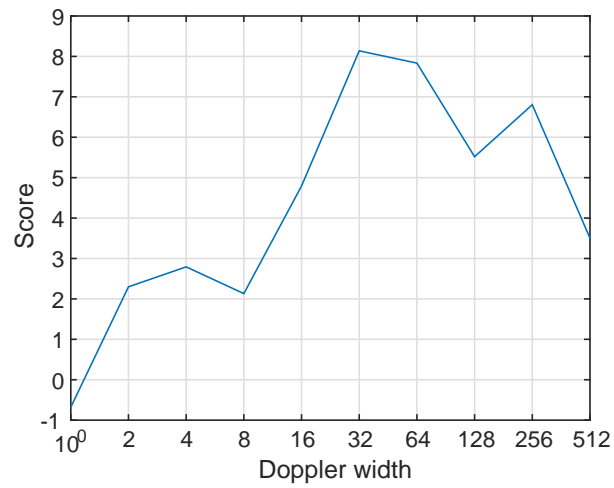


図 2.13 尤度評価によるドップラー幅選択(SNR=-24dB)

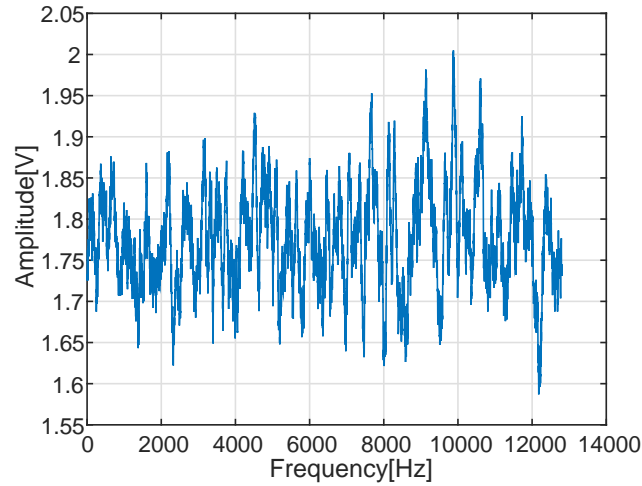


図 2.14 加速度目標の畳み込み積分後のスペクトル
(目標の周波数 9883Hz, SNR=-32dB)

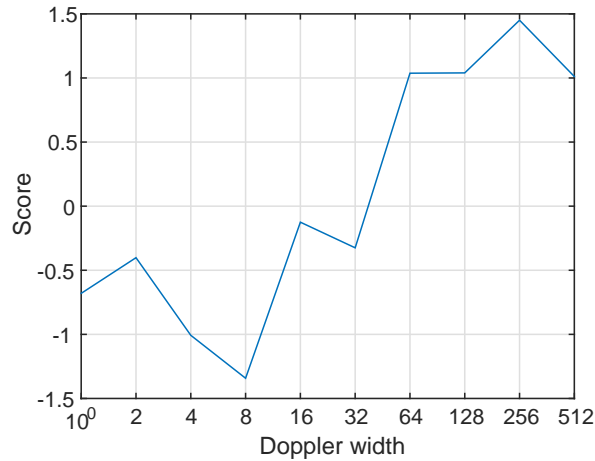


図 2.15 尤度評価によるドップラー幅選択(SNR=-32dB)

2.5.2.2 信号検出性能の評価

提案方式の従来方式との信号検出性能比較のため、誤警報確率 $P_{fa}=10^{-2}$ に統一した上での検出確率を評価した結果を図 2.16, 図 2.17 に示す。

図 2.16 は入力信号の SNR を変化させた場合の検出確率を示し、横軸は入力信号の SNR であり縦軸は信号検出回数から計算した検出確率を表す。ただし、駆動雑音の標準偏差 q は $0\text{m/s}^2, 0.005\text{m/s}^2, 0.01\text{m/s}^2$ の 3 通りとし、凡例中の Prop は提案方式、Conv は従来方式、を示す。図 2.16 より、駆動雑音の標準偏差が $q=0\text{m/s}^2$ の場合は、提案方式と比較して従来方式の検出確率は全ての SNR で高い。しかし、駆動雑音の標準偏差が $q=0.005\text{m/s}^2$ の場合は、提案方式は従来方式と比較して検出確率が同程度以上となる。さらに、駆動雑音の標準偏差が $q=0.01\text{m/s}^2$ の場合は、提案方式は従来方式よりも全ての SNR で検出確率が高くなることがわかる。また、全体の傾向として、SNR が低く目標検出が困難な場合や、SNR が高く目標検出が容易な場合は、提案方式と従来方式の検出確率の差は小さい。

次に入力信号の SNR を -24dB とした場合の目標の駆動雑音の標準偏差 q を変化させた場合の検出確率を図 2.17 に表す。図 2.17 の横軸(Process Noise)は駆動雑音の標準偏差であり、縦軸は検出確率を表す。図 2.17 より、駆動雑音の標準偏差が $q=0.004\text{m/s}^2$ より小さい場合は、提案方式と比較して従来方式の検出確率は高い。これは駆動雑音の標準偏差が $q=0\text{m/s}^2$ の場合は、従来方式では加速度を正確に補償してコヒーレント積分が可能であるのに対して、提案方式はノンコヒーレントに畳み込み積分を行っているため信号検出性能が従来方式よりも劣化する。しかし、駆動雑音の標準偏差が $q=0.005\text{m/s}^2$ 以上のばらつきを想定した場合は、従来方式よりも提案方式の検出確率が高い。従来方式では目標の等加速度運動を前提としているため、等加速度運動に近い場合は従来方式の性能が高く、等加速度運動で表せないような駆動雑音の標準偏差の大きい目標に対しては、提案方式の検出性能が高い。これは、従来方式のように目標の高次運動による位相変動成分を補償できていない複素信号を DFT で加算するよりも、提案方式のように DFT 後の振幅信号を畳み込み積分する方が、ノンコヒーレントではあるものの目標の信号成分を積み上げることができるためである。

また、モンテカルロシミュレーションによる検出確率のばらつきを計測するため、上記の 100 試行のモンテカルロシミュレーションを 1 セットとして 20 セットの合計 2000 試行のモンテカルロシミュレーションを行い、検出確率の標準偏差を計算したところ、SNR=-24dB、 $q=0.005\text{m/s}^2$ において、提案方式、従来方式ともに、検出確率の標準偏差は 0.04 であった。図 2.17 より、上記条件では、検出確率は 0.1 程度の差があったため、モンテカルロシミュレーションのばらつきを考慮しても、提案方式は従来方式と同等以上の検出確率であることがわかる。

2.5.2.3 計算時間の評価

従来方式と提案方式の計算時間の比較結果を表 2.2 に示す。ただし、提案方式の計算時間には 2.4.3.2 以降の雑音の分布計測に関する処理時間は含めていない。計算時間評価に関するシミュレーションの条件は、2.5.2.2 の SNR=-24dB、駆動雑音の標準偏差 $q=0.005\text{m/s}^2$ であり、ドップラー幅の候補数は 512 である。計算機環境は、CPU Intel(R)Core™@3.4GHz、搭載メモリ 8GB の PC を用いた。また、Microsoft Visual C++ 2008 を用いて従来方式と提案方式のプログラムを作成し、処理時間の計測を行った。提案方式の処理時間を計測したところ、100 回の平均で 7.8ms となった。これに対して従来方式の処理時間を計測したところ、100 回の平均で 5.6s となった。以上から、提案方式は従来方式の約 1/700 の計算時間となることが確認できる。ただし、2.4.2 項の計算量の考察より、計算負荷は想定する最大のドップラー幅に依存することから、上記条件よりも高次の運動成分を持たない目標を想定する場合は、想定する最大のドップラー幅が小さくなるため提案方式の計算時間の優位性は小さく、上記条件よりも高次の運動成分を多く持つ目標を想定する場合は、想定する最大のドップラー幅が大きくなるため提案方式の計算時間の優位性はより大きくなる。

次に、2.4.2 項の畳み込み積分の高速化による処理時間低減具合を評価する。提案方式の畳み込み積分の部分のみを抽出して計算時間を評価したところ、100 回の平均で 1.4ms となった。これに対して高速化を行わない畳み込み積分[13]を用いた場合は、100 回の平均で 2.4ms となった。2.4.2 項の畳み込みの高速化によって、約 1ms の計算時間の削減となることがわかる。

2.5.2.4 考察

従来方式は、想定する加速度の範囲で加速度候補をくまなく探索するため計算時間がかかり、大きな加速度を持つような目標を想定した場合は計算負荷が大きくなりリアルタイムに処理することは難しい。更に、加速度運動を想定して位相補償量を全探索した場合でも、検出性能には上限がある。これに対して提案方式は、式(16)のように指数乗のドップラー幅を想定して、ノンコヒーレントに畳み込み積分を行うため、従来方式と比較して高速であり、さらに位相情報を使わずに加算を行っているため、想定したモデルと異なる加速度運動に対しても信号検出性能を維持できるという特徴がある。

2.6 むすび

高雑音環境下における加速度目標に対して、雑音尤度に基づいて信号らしいスペクトルの広がりをノンコヒーレントに畳み込み積分することで、信号検出性能を改善する方式を提案した。加速度目標の検出を例とする計算

機シミュレーションにより，提案方式は従来方式と比較して，検出確率を維持しつつ計算時間を 1/700 程度低減させることを確認した．

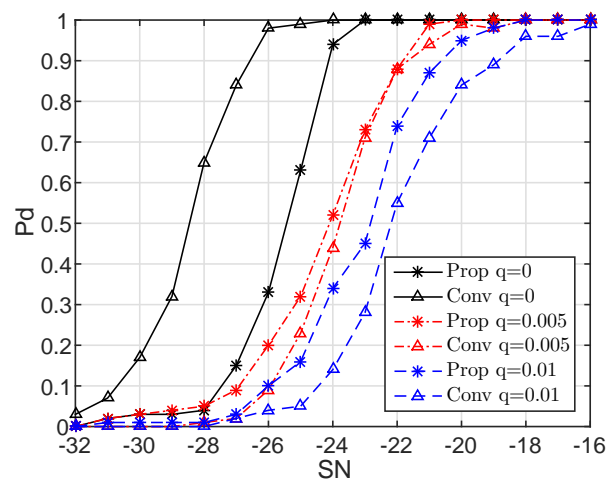


図 2.16 入力信号の SNR と信号検出確率 P_d の関係

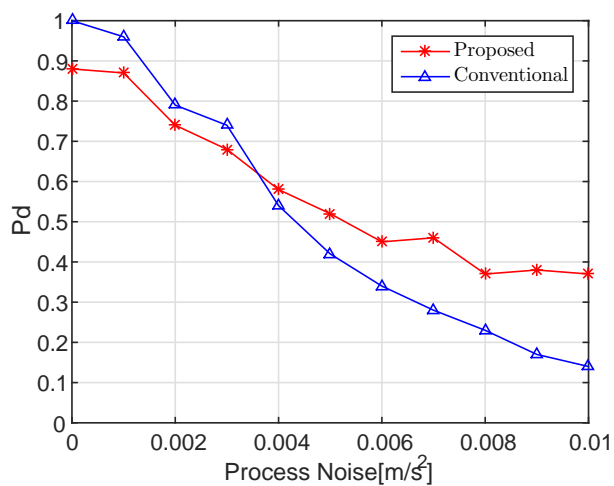


図 2.17 駆動雑音と信号検出確率 P_d の関係

表 2.2 提案方式と従来方式の計算時間の比較

	計算時間[s]
提案方式	0.0078
従来方式	5.6

文献（第 2 章）

- [1] 福島冬樹, 岡本和久, 辻道信吾, 藤坂貴彦, 小菅義夫, "PDI 方式を用いたドップラーレーダの高機動目標検出性能の改善, " 信学論 (B), Vol.J82-B, No.11, pp.2161-2169, Nov. 1999.
- [2] 原 照幸, 森田 岳, 関口高志, "CPI 間の位相変化を補償する高機動目標検出アルゴリズム, " 信学技報, SANE106(217), pp.5-9, Aug. 2006.
- [3] Krikorian K. V., Rosen R. A., "Acceleration Compensation by Matched Filtering", IEEE Radar Conf., pp.415-418, Apr. 2002.
- [4] M. Malanowski, K. Kulpa, K.E. Olsen, "Extending the integration time in DVB-T-based passive radar," Proc. 2011 European Radar Conf., pp.190-193, Oct. 2011.
- [5] Z. She, and Z. Zhu, "Motion compensation of ISAR in frequency domain," IEEE NAECON record, vol.1, pp.299-302, Dayton, OH, May. 1993.
- [6] B.D. Carlson, E.D. Evans, and S.L. Wilson, "Search radar detection and track with the Hough Transform," IEEE Trans. AES, vol.30 no.1, Jan. 1994.
- [7] J. Xu, J. Yu, Y. N. Peng, and, X. G. Xia, "Radon-Fourier transform for radar target detection, I: Generalized Doppler filter bank," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol.47, no.2, pp.1186-1200, Apr. 2011.
- [8] J. Arnold, S. Shaw and H. Pasternack, "Efficient Target Tracking Using Dynamic Programming," IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems, vol.29, no.1, Jan. 1993.
- [9] Samuel J. Davey , Mark G. Rutten , Brian Cheung, "A comparison of detection performance for several track-before-detect algorithms," EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, vol.2008, no.41, Jan. 2008.
- [10] 山田哲太郎, 高林佑樹, 亀田洋志, "雑音の最大値分布に基づく加速度目標のノンコヒーレント信号検出法, " 2014 信学総大(通信), B-2-42, 2014.
- [11] 山田哲太郎, 高林佑樹, 亀田洋志, "加速度目標検出における信号対雑音尤度比に基づくノンコヒーレント信号検出法, " 信学技報, SIP2013-108, pp.133-138, Jan. 2014.
- [12] M. A. Richards and J. A. Scheer, Principles of Modern Radar: Basic Principles, W. A. Holm, ed., SciTech Publishing, Raleigh, North Carolina, 2010.
- [13] F. Gustafsson, Adaptive filtering and change detection, John Wiley & Sons, Ltd, Chichester, 2000.
- [14] S. Watts. "Cell-averaging CFAR gain in spatial correlated K-distributed sea clutter". IEE Proceedings Radar, Sonar & Navigation, vol.143, no.5, pp 321-327, Oct. 1996.
- [15] S. Blackman, R. Popoli, Design and Analysis of Modern Tracking Systems , Artech House, 1999.

第3章 目標捕捉技術 -センサフュージョンにおけるビーム配列最適化-

3.1 緒言

レーダは空間に電波を放射し、目標からの反射信号を受信して、対象物の状況を監視及び観測を行う。フェーズドアレイ式のレーダでは、複数のアンテナ素子が平面上に配置されて構成されたアレイアンテナが設けられ、送受信ビームが電子的に走査されるようになっている[1][2]。レーダでは、ビーム配列を効率化し、1目標あたりのビーム照射時間を長くすることで探知距離の延伸が可能だが、ビームリソースには限りがあり、ビームマネージメントの効率化は重要な問題として知られている。

レーダの運用方法として、探索レーダと追尾レーダがある。探索レーダでは探索範囲を隙間なく埋めるように規則的にビームを配置し、ビームを走査することで目標の探知を行う[3]。この場合、ビームとビームの隙間のSN(Signal-to-Noise ratio)はビーム中心方位に比べて低下するため、ビーム間の目標探知確率の落ち込みを極力抑えることが重要な問題である。ビーム間の目標の目標探知確率は、ビーム配列の粗密や目標信号の統計的な性質から決めることができる[4]~[9]。例えば文献[9]ではペンシルビームを前提とした目標の探索方法が記載されている。一方、追尾レーダでは、予測方位にビームを向けることで追尾を維持するが、追尾による予測方位の精度は一般的にビーム幅よりも小さいため、単一のビームを追尾予測方位に向けることで十分な探知性能が確保できる。また、追尾レーダにおけるビームマネージメントの問題として、追尾レーダの時刻に関するサンプリング間隔や、送信電力を最適化することで、効率的にレーダのビームリソースを利用する方法が知られている[10][11]。しかし、これらは単一センサのリソース最適化問題であり、複数異種センサを想定したリソース最適化問題は扱われていない。

一方、自ら諸元を放射しないパッシブセンサとしてパッシブ電波センサがある。パッシブ電波センサでは目標の放射した電波を受信するため、レーダのようなアクティブセンサと比較して距離による電力減衰が少なく遠距離の目標の探知が可能だが、距離の測定が難しい上に広帯域のアンテナが必要なため方位精度がレーダよりも悪く、単独の利用には限界がある。一方、複数のセンサの観測値の統一的な利用方法としてセンサ融合方式の研究[12][13]が行われている。しかし、これらは探知済の目標の追尾航跡の融合方法の研究が中心であり、方位センサで探知済の目標に対して、レーダをどのように活用すべきか明らかではない。

本論文では、遠距離まで目標を探知できるパッシブ電波センサの情報を用いてフェーズドアレイレーダや機械式レーダのペンシルビームによる目標捕捉を検討の対象とし、ビームリソースの効率化のためにパッシブ電波センサで目標の方位が既知の状況で、ヒット数やビーム数は制約条件とした上、パッシブ電波センサの精度よりもビーム幅の細いレーダを用いて目標を効率良く探知するビーム配列の最適化方式を提案する。レーダのビームリソースのうち、1つのペンシルビーム内で何パルス送信するかをヒット数とし、ペンシルビームをいくつかの方向に向けるかをビーム数とする。提案方式は、パッシブ電波センサの方位観測値を追尾し、追尾平滑誤差の分散を考慮してビーム配列を最適化する方式である。提案方式は少ないビームリソースで探知性能を確保できることが期待される。

本論文の構成は以下のようにになっている。まず3.2節において背景について概説する。次に3.3節では提案方式について説明し、3.4節においてシミュレーションにより提案方式の有効性を検証する。最後に3.5節でむすびを述べる。

3.2 背景

レーダにおいて目標探知を行う場合、振幅検波や振幅二乗検波後の電力信号に対して、 $CFAR$ (Constant False Alarm Rate)等の閾値処理を行い、閾値を超えた信号を目標として探知する。この時の目標探知確率は、受信電力のSNと閾値と目標信号の統計的な性質から計算できる[14]。例えば、航空機の反射信号の電力分布はSwerling Case 1としてカイ二乗分布に従うことが知られている。(式(28))

$$f(z) = \frac{1}{SN} e^{-(z/SN)} \quad (28)$$

また, Swerling case 1 において, 二乗検波後に閾値探知を行った場合の探知確率 P_d の計算式を式(29)に示す. ここで, T は検出閾値, SN は受信電力の平均 SN とする.

$$P_d(SN, T) = e^{-T/(1+SN)} \quad (29)$$

通常レーダの検出閾値は誤警報確率を一定とする $CFAR$ 方式を用いて運用される. ここで, 誤警報確率と検出閾値の関係を式(30)に示す. 式(30)の Pfa は誤警報確率とする.

$$T = -\log(Pfa) \quad (30)$$

レーダでは目標方位からビーム中心方位がずれると, SN 損失が発生する. 式(31)にビームの送受信を考慮したビーム損失関数を示す. ここで, S_0 はビーム中心方位における基準の電力 SN , B はビーム幅, x は目標方位, u はビーム中心方位とし, ガウシアン型のビーム関数とする. ビーム内の 1 目標に対して目標探知を行った場合, 式(29),(30),(31)を計算することで, レーダによる目標探知確率を見積もることができる.

$$SN(x, u) = S_0 e^{\frac{-8(u-x)^2 \log(2)}{B^2}} \quad (31)$$

一方, 探索レーダのようなビームを走査して目標の探知を行う場合, 探索範囲を隙間なく埋めるような規則的なビーム配列を設定し, 順番にビーム走査することで目標の探知を行う[3]. ここで, 目標探知確率と重要な関係にあるスタック率をビーム間隔とビーム幅(3dB 幅)の比として定義する. 探索レーダにおいては, ビームとビームの隙間の SN はビーム中心方位に比べて低下するため, ビーム間の目標探知確率の落ち込みを極力抑えることが重要な問題である. ビーム間の目標の目標探知確率は, ビーム配列の粗密や目標信号の統計的な性質から決まり, 例えば, バイナリー積分[4]~[7]を用いたビーム相関方式が存在する. バイナリー積分後の探知確率を式(5)に示す. ここで, N は積分回数, M は探知数閾値, p は積分回数 1 での探知確率を示す.

$$P(N, M, p) = \sum_{k=M}^N C_{k,N} p^k (1-p)^{N-k} \quad 1 \leq M \leq N, 0 \leq p \leq 1 \quad (32)$$

ここで, $C_{k,N}$ は式(33)で示される二項係数を表す.

$$C_{k,N} = \frac{N!}{k!(N-k)!} \quad (33)$$

目標方位とビーム中心方位のずれを考慮した隣接 2 ビームのバイナリー積分後の探知確率 P_{d2} を式(34)に示す.

$$p_{d2}(x, U) = 1 - (1 - p_d(SN(x, u_r), T))(1 - p_d(SN(x, u_s), T)) \quad (34)$$

ここで, x は目標方位, U はビーム配列ベクトルとし, u_r, u_s はビーム配列ベクトル U のうち x と近い上位 2 つのビーム中心方位とする. 本来では, 仰角に関しても相関を考える必要があるが, 本論文では仰角は既知で SN 損失がないものとして, 水平面内のビーム配列の最適化を検討の対象とする. また, 隣接の 2 ビームでバイナリー積分を行う場合の誤警報確率を一定にするための閾値は式(35)で計算できる.

$$T = -\log(1 - \sqrt{1 - Pfa}) \quad (35)$$

従来の探索レーダでは, 探索範囲に対して, 一定のステップ幅でビームを敷き詰めることで目標探索を行い, 式(34), 式(35)から探知確率を見積もることができる.

一方, パッシブ電波センサでは目標の放射した電波を受信するため, レーダのようなアクティブセンサと比較

して距離による電力減衰が少なく遠距離の目標の探知が可能だが、距離の測定が難しく、受信信号の送信周波数が未知な場合、アンテナ素子の励振分布に誤差が発生するため、方位精度がレーダよりも悪い。また、パッシブ電波センサの探知情報を元にレーダで目標捕捉を行う場合、レーダによる通常の搜索・捕捉に加えて、パッシブ電波センサの情報を元にビームリソースを集中させて捕捉処理を行う必要があるため、ビームリソースが不足するという課題がある。

3.3 提案方式

提案方式ではパッシブ電波センサから得られる目標方位情報を既知とし、方位観測値により目標を追尾し、追尾処理による平滑値が算出される毎に平滑誤差の分散に従ってビーム配列を最適化する方式である。

提案方式の処理の流れとして、まず方位観測値に対して追尾処理を実施し、平滑方位と平滑誤差の分散を算出する。次に、与えられた最大ビーム数 L (L は追尾や搜索を管理している上位システムから受け取る1つの目標に向けることができる最大のビーム数) 個のビームと平滑誤差の分散 (追尾処理を行わない場合は観測誤差の分散) を用いて探知確率が最大となるようにビーム配列を決定する。そして、平滑方位 (追尾処理を行わない場合は観測方位) から最も近いビームから順番に上記最適配置に従ってビームを用いて目標の有無を判定する。

本節の 3.3.1 項では追尾処理を用いない場合の方位センサによる事前情報を利用したビーム配列最適化手法を説明し、3.3.2 項では追尾処理と連携したビーム配列最適化方式を説明する。

3.3.1 事前情報を利用したビーム配列最適化

提案方式では、目標の存在確率に基づく平均探知確率式(36)を最大化するビーム配列を求める点が特徴的である。

$$p(X=1|U) = \int p(X=1|Y,U)p(Y|U)dY \quad (36)$$

ここで、 X は探知の有無を表す 0 か 1 をとる確率変数とし、 $X=1$ は目標が探知された状態、 $X=0$ は目標が失探知された状態を表す、 Y は目標方位、 U はビーム配列ベクトルを示す。ベイズの定理より、式(9)が成立する。

また、3.2 節から目標方位とビーム配列が既知の場合の目標の探知確率 $p(X|Y,U)$ は式(37)で計算できる。

$$p(X=1|Y,U) = p_{d2}(Y,U) \quad (37)$$

また、方位センサの観測とレーダのビーム配列ベクトル U を独立とする (式(38))。

$$p(Y|U) = p(Y) \quad (38)$$

ここで、 $P(Y)$ は方位センサの観測による目標方位の確率分布であり、方位センサの観測方位を b 、方位精度を σ とした正規分布で表現する (式 (39))。

$$p(Y) = e^{-((Y-b)^2/2\sigma^2)} \quad (39)$$

提案方式では方位センサを考慮した時の探知確率である式(13)が大きくなるようにビーム配列ベクトル U を計算する。(式(40))

$$\begin{aligned} p(X=1|U) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int (e^{-T/(1+SN(Y,u_r))} + e^{-T/(1+SN(Y,u_s))} \\ &\quad - e^{-T/(1+SN(Y,u_r))} e^{-T/(1+SN(Y,u_s))}) e^{-((Y-b)^2/2\sigma^2)} dY \end{aligned} \quad (40)$$

$$U' = \arg \max_U (p(X=1|U)) \quad (41)$$

ここで u_r は積分方位 Y と最も近いビーム方位を表し、 u_s は積分方位 Y と二番目に近い方位を表す。ただし、式(41)は解析的に積分計算することが困難であるため、積分計算に関して数値積分を行う必要がある。

提案方式では、最適化手法である準ニュートン法を用いてビーム配列ベクトル(式(41))を計算した。これは式(40)の評価関数 p をビーム配列ベクトル U で数値微分し、評価関数が大きくなる方向を繰り返し探索する最適化手法である。シミュレーションの際には MatlabToolBox の最適化ツール[15]を利用した。

3.2. 追尾連携型ビーム配列最適化

本項ではカルマンフィルタ[13]を用いた角度追尾処理の概要を示す。前提として、パッシブ電波センサによって目標の方位を観測できるとする。

提案方式では追尾対象の運動モデルを等角速度モデルとして式(42)で定義する。レーダによる探知前はパッシブ電波センサによる方位観測値しか得られないため、位置を状態ベクトルとした追尾フィルタが有効でないため、等角速度モデルを運動モデルとした。

$$X_{k+1} = F_k X_k + w_k \quad (42)$$

ここで、 X_k は状態ベクトルとして式(43)で定義する。 Az は方位を表し、 Az' は方位の微分を表す。

$$X_k = [Az_k, Az'_k]^T \quad (43)$$

また、 F_k はサンプリング時刻 k から $k+1$ への遷移行列とする(式(44))。

$$F_k = \begin{bmatrix} 1 & (t_{k+1} - t_k) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (44)$$

ここで t_k はサンプリング時刻とする。また、 w_k は平均 $[0, 0]^T$ 、共分散行列 Q_k を持つ2変量正規分布の駆動雑音ベクトルであり、 A^T は行列 A の転置を表す(式(45)、式(46))。また、式(46)における $E[\cdot]$ は平均を表す記号であり、 q は駆動雑音のパワースペクトル密度を表すパラメータである。

$$w_k = [w_k^{Az}, w_k^{Az'}] \quad (45)$$

$$Q_k = E[w_k w_k^T] = \begin{bmatrix} \frac{1}{3}(t_{k+1} - t_k)^3 q & \frac{1}{2}(t_{k+1} - t_k)^2 q \\ \frac{1}{2}(t_{k+1} - t_k)^2 q & (t_{k+1} - t_k) q \end{bmatrix} \quad (46)$$

次に、観測モデルを式(47)で表す。

$$O_k = H X_k + v_k \quad (47)$$

ここで、 O_k はサンプリング番号 k における方位観測値である。また、 H は観測行列で、式(48)で表される。

$$H = [1 \ 0] \quad (48)$$

式(49)の v_k は平均 0 、標準偏差 σ_{Az} の正規分布に従う観測雑音とする。

提案方式は式(42)～式(44)の運動モデルと観測モデルで構成されるカルマンフィルタを用いて、方位観測値をフィルタリングし、フィルタリング後の平滑誤差の分散行列 P^k を計算する。追尾処理の詳細については文献[11]に従った。

提案方式のビーム配列最適化処理では、追尾処理後の平滑誤差の分散行列 P^k を用いてビーム配列の最適化を行う。式(49)のように、平滑誤差の分散行列 P^k の 1 行 1 列の成分 p_{11}^k の平方根を式(40)の σ (方位観測値の標準偏差)として設定し、式(40)を最大化するビーム配列を計算する。

$$\sigma = \sqrt{p_{11}^k} \quad (49)$$

これにより、追尾処理による平滑化効果に応じた最適ビーム配列を計算することが可能となる。

3.4 シミュレーション

本節ではシミュレーションによる提案方式の有効性を検証する．シミュレーション 1 では，追尾処理を用いずに提案方式のビーム配列最適化方式を従来方式（従来方式はスタック率を 0.5 として，一定の間隔でビーム走査を行う方式[8]）と比較し，有効性を検証する．シミュレーション 2 では，追尾処理と連携したビーム最適化方式の検証を実施する．

3.4.1 シミュレーション 1

提案方式の原理検証を目的とし，追尾処理は実施せずに，ビーム数を固定した場合のビーム配列最適化処理の効果を検証する．ここで，目標方位は 0deg，パッシブ電波センサの方位観測誤差標準偏差は 3deg，レーダのビーム幅は 2deg，誤警報確率は 10^{-6} とし，目標信号は航空機を想定した Swerling Case 1 を想定し，受信機雑音はレイリー分布とする．また，式(40)の積分範囲は方位センサの方位精度の±5 倍の範囲で-15deg から 15deg とし，2000 点のサンプルを用いて数値積分を行った．また，シミュレーションで利用した Matlab の準ニュートン法は fminunc であり，最適化のパラメータは options.MaxFunEvals = 1000 とした[13]．

3.4.1.1 提案方式によるビーム配列最適化結果

提案方式による S0 を 20dB とした場合のビーム配列最適化結果を図 3.1，図 3.2 に示す．図 3.1 はビーム数が 8 本とした場合の提案方式のビーム配列，図 3.2 はビーム数が 5 本とした場合の提案方式のビーム配列，図の上图は方位毎の探知確率を表し，横軸は方位，縦軸は探知確率とし，図中の実線は方位毎の探知確率を示し，図中の * はビーム中心方位を示す．想定 SN を高く設定している理由は，搜索と異なり目標捕捉では探知確率 1 を目指して目標の捕捉が行われるためであり，提案方式ではパッシブ電波センサの観測値の周囲に限定してビームリソースを集中できるのでビームリソースの状況によっては高 SN を実現できる可能性がある．また，図の下图は方位毎のスタック率を表し，ビーム番号 i のスタック率は i 番目のビームと $i+1$ 番目のビームのスタック率を表す．例えば，図 3.1 の端のビームのスタック率はビーム番号 1 を参照すると，0.9 であるのに対して，目標方位中央のスタック率は 0.6 となることがわかる．これは，提案方式が目標の平均探知確率を最大にするアルゴリズムであるため，ビーム幅が観測誤差に比べて小さい場合は，目標の存在確率が高い誤差分布の中央に密にビームを配置し，目標の存在確率が低い端に疎なビームを配置するという特徴がある．図 3.2 は提案方式のビーム数が 5 の場合のビーム配列結果であり，少ないビーム数のためスタック率が大きくなることがわかる．

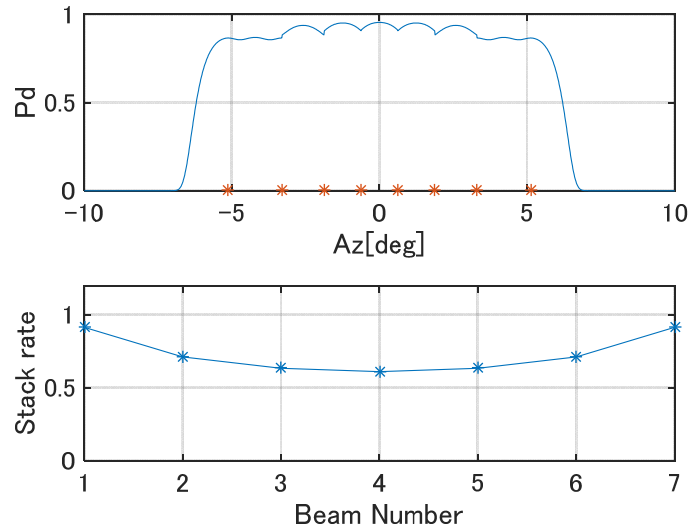


図 3.1 ビーム配列とスタック率(8 ビーム)

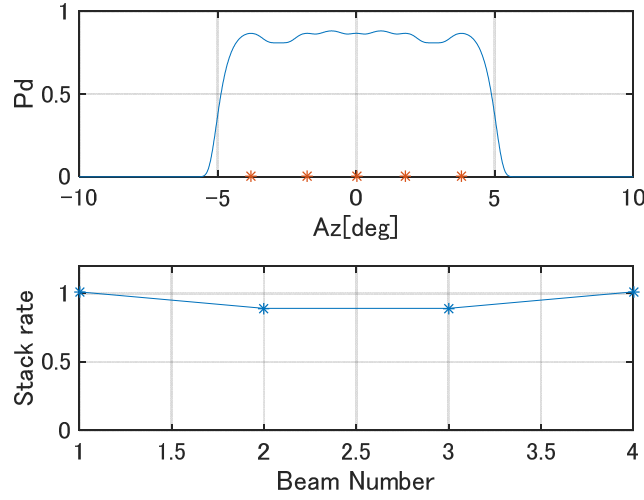


図 3.2 ビーム配列とスタック率(5 ビーム)

3.4.1.2 探知確率の評価

シミュレーション 1 の提案方式と従来方式の探知確率を評価する．ここで，従来方式はスタック率を 0.5 とし，一定の間隔でビーム走査を行う方式[9]とした．評価方法は誤警報確率を一定としたときの理論的に計算した探知確率とシミュレーションによる探知確率を示す．シミュレーションでは，目標探知処理を模擬し，モンテカルロシミュレーションを用いて，提案方式の有効性を検証する．

シミュレーション方法について説明する．シミュレーション評価のための処理フローを図 3.3 に示す．図 3.3 の”Heterogeneous sensor”では，異種センサの観測を模擬し，式(12)に従う正規乱数を発生させ目標の方位観測値を生成する．”Beam loss”では，上記で発生させた目標の方位観測値から近いビーム上位 2 つを抽出して，式(4)に従って受信 SN の平均値を計算する．”Generate target signal”では，上記 2 つのビーム毎に受信 SN の平均値を持つカイ二乗分布に従う目標信号をサンプリングする．”Noise addition”では，上記 2 つのビーム毎に雑音信号を模擬するために複素ガウス分布から複素雑音をサンプリングし，上記サンプリングされた目標信号を加算し，信号に雑音を加えた目標信号を生成する．”Square-law detection”では，上記 2 つのビーム毎に上記複素数の目標信号に対して，振幅二乗検波を行い，”Threshold detection”で信号の有無を判定する．レーダの実機の運用の際には CFAR 処理等を用いて信号探知を行うが，本論文では式(8)から誤警報確率が 10^{-6} となるように閾値を設計することとする．”Binary integration”では，上記 2 つのビームのうち 1 つ以上で探知判定があれば目標が探知されたと判定する．以上の一連の処理の 2000 試行のモンテカルロシミュレーションを実施して，従来方式と提案方式の目標探知性能を比較した．

図 3.4 に従来方式と提案方式の理論的に求めた探知確率を示す．凡例中の Proposed は提案方式を表す．また，従来方式と比較すると提案方式の探知確率が大きく，ビーム数 5 では従来では 0.63 であるのに対して提案方式では 0.76 程度となり 13%程度探知確率が向上する．また，図 3.5 にはモンテカルロシミュレーションにより計算した探知確率を示す．図 3.5 の探知確率と理論計算で求めた図 3.4 の探知確率の誤差 RMS(Root Mean Square)は 0.01 となり，提案方式の探知確率の理論計算の妥当性を確認できる．また，図 3.6 は SN=20dB にも関わらず SN=18dB としてビーム配列の最適化を行った場合のシミュレーションによる探知確率を示す．図 3.5 と図 3.6 の差異は小さく，SN パラメータのミスマッチによる誤差劣化は小さいことがわかる．

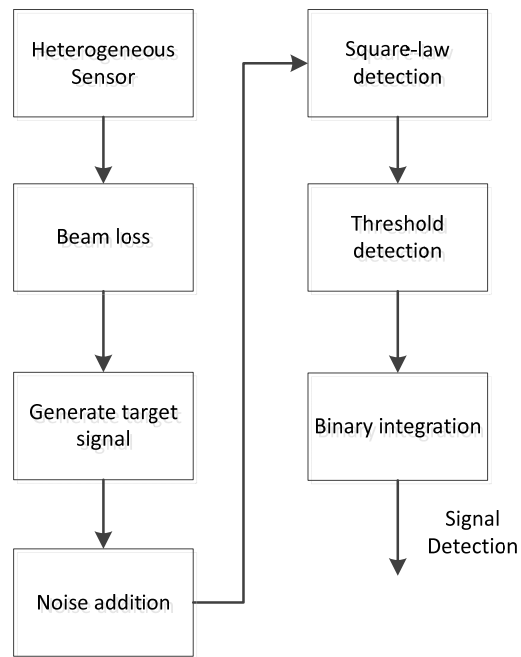


図 3.3 シミュレーション評価フロー

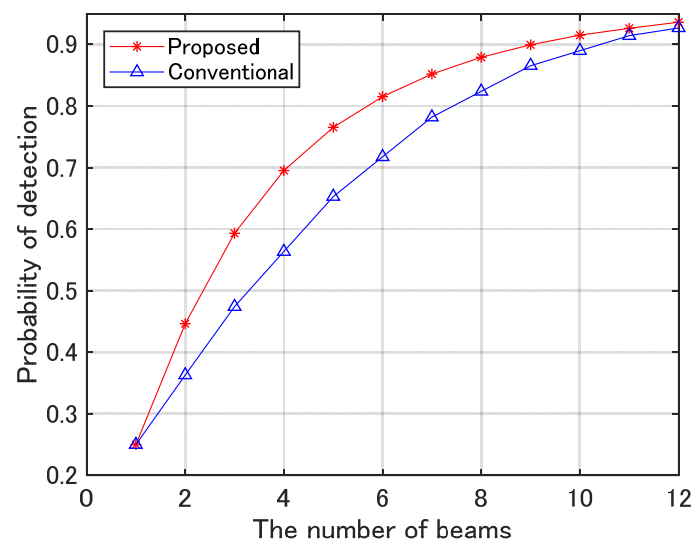


図 3.4 探知確率とビーム数(理論)

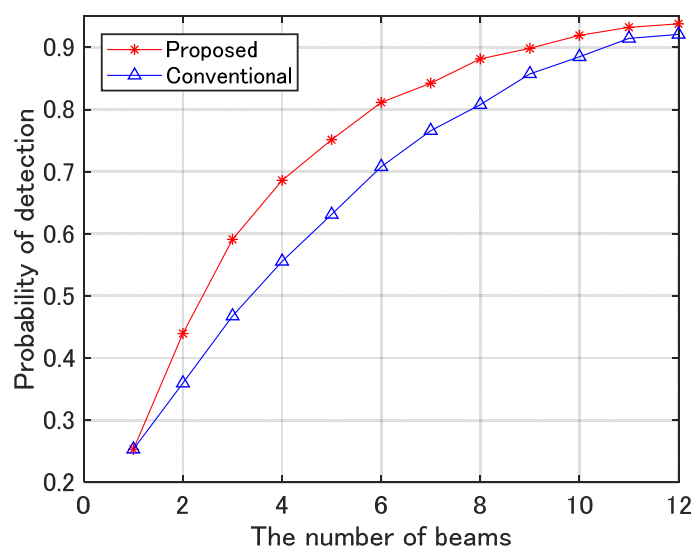


図 3.5 探知確率とビーム数(数値実験)

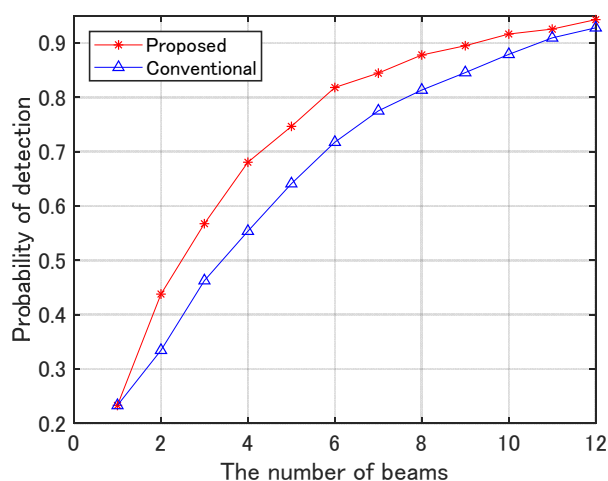


図 3.6 探知確率とビーム数(SN 誤差 2dB)

3.4.2 シミュレーション 2

追尾連携型のビーム配列最適化処理の評価結果を説明する。表 3.1 にシナリオ諸元一覧を示す。ここで、パッシブ電波センサの方位誤差は 3deg 、サンプリング間隔は 1s 、レーダのビーム幅は 1deg 、誤警報確率は 10^{-6} とする。また、要求探知確率は、ビーム配列を最適化する際の要求される最低限の探知確率であり 0.5 とした。目標位置、目標速度、観測値位置は、 XY 平面上の 2 次元ベクトルとし、観測位置は原点 $(0,0)$ とした。また、パッシブ電波センサで探知済であるが、レーダでは探知されていない目標として 30NM (Nautical Mile) 程度の遠距離に存在し、等速直線運動を行う目標を想定した。また、観測位置から見て横行目標シナリオをシナリオ 1 とし、目標が観測位置に向かって飛行する目標シナリオをシナリオ 2 とした。また、遠距離の等速直線目標の方位変化は等角速度運

動に近い値、駆動雑音の標準偏差 q を $0.001 \text{deg}^2/\text{s}^3$ と小さな値に設定した。本論文はビーム配列最適化の問題を対象としており、駆動雑音や運動モデルの設計法は別の課題として議論に深入りしないこととする。シナリオ 1 では目標は $(X,Y)=(0,30)\text{NM}$ から 0.8Mach で西(X 軸と反対方向)に移動し、シナリオ 2 では目標は $(X,Y)=(-10,30)\text{NM}$ からシナリオ 1 と同等の速度で南(Y 軸と反対方向)に移動するものとする。

図 3.7, 図 3.8 はシナリオ 1, シナリオ 2 の追尾処理による方位平滑値を表す。図中の凡例の Est は方位平滑値であり、True は方位の真値、Obs は誤差を重畳した観測値である。追尾処理によって、観測誤差が平滑化されている様子がわかる。

図 3.9, 図 3.10 はシナリオ 1, シナリオ 2 の方位平滑値と真値から算出したシミュレーションによる平滑誤差(凡例中 RMS)と平滑誤差の分散から算出した理論的な平滑誤差(凡例中 Theory)を示す。図 3.9, 図 3.10 とともに両者は近い値となることがわかる。図 3.11 に 1 フレームから 10 フレームまでの平滑誤差の分散による理論値を元にビーム数毎にビーム最適化を行った場合の探知確率を示す。図 3.11 中の凡例はフレーム番号を表す。例えば凡例中の 1 は 1 フレーム目(1 秒)における平滑誤差の分散に応じたビーム配列最適化結果である。図 3.9, 図 3.10 よりフレーム(時間)の経過とともに誤差が平滑化されるため、時間の経過とともに(図 3.11 の凡例の番号が大きくなるほど)、探知確率が大きくなることがわかる。またビーム数に関しては、ビーム数が増えるほど探知確率が大きくなることがわかる。

図 3.12, 図 3.13 はモンテカルロシミュレーション 2000 試行による提案方式の探知確率を示す。シナリオ 1, シナリオ 2 においてどちらの場合も時間の経過とともに探知確率が大きくなり、図 3.11 の理論結果と一致することがわかる。

表 3.1 シナリオとパラメータ

諸元	単位	値
方位誤差	Deg	3
サンプリング間隔	s	1
レーダビーム幅	deg	2
駆動雑音	deg^2/s^3	1.E-03
誤警報確率		1.E-06
SN	dB	20
目標位置シナリオ 1	NM,NM	(0,30)
目標位置シナリオ 2	NM,NM	(-10,30)
目標速度シナリオ 1	Mach,Mach	(0,-0.8)
目標速度シナリオ 2	Mach,Mach	(-0.8,0)
観測位置	NM,NM	(0,0)

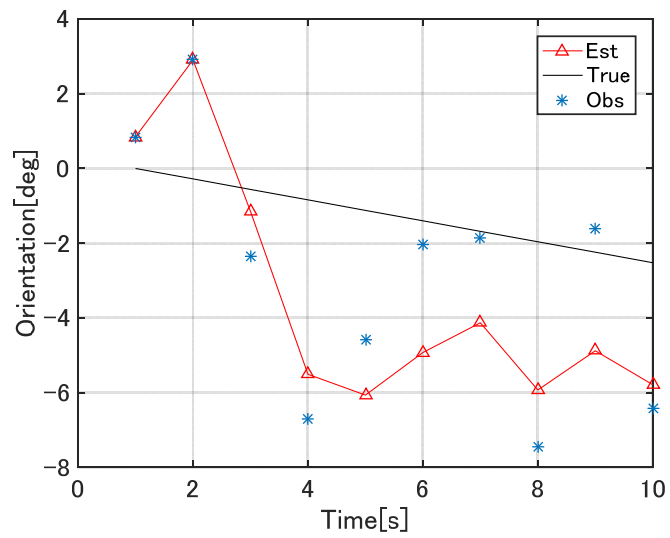


図 3.7 方位真値と平滑値 (シナリオ 1)

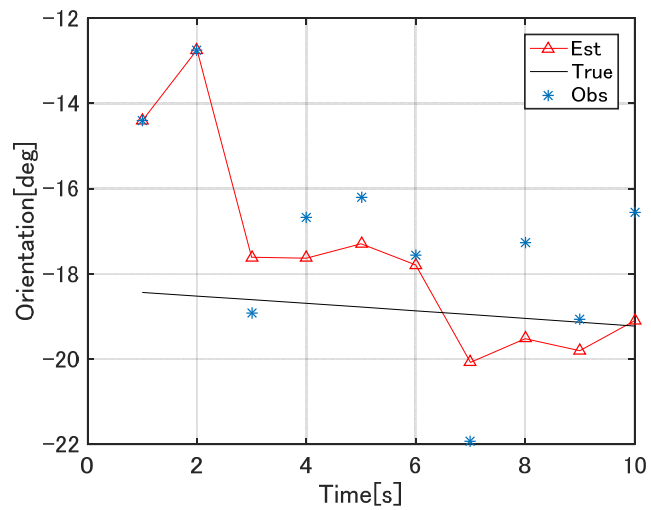


図 3.8 方位真値と平滑値 (シナリオ 2)

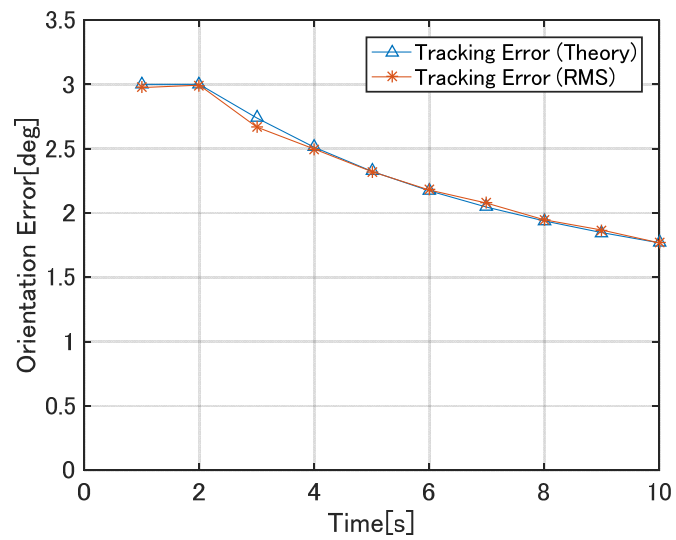


図 3.9 平滑誤差 (シナリオ 1)

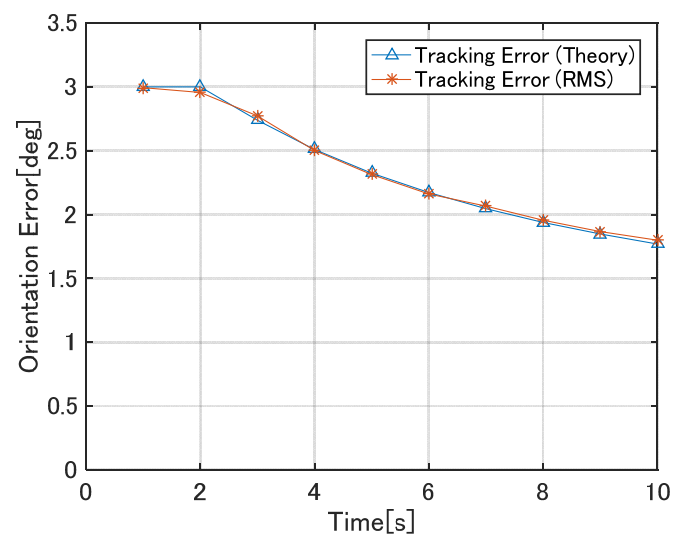


図 3.10 平滑誤差 (シナリオ 2)

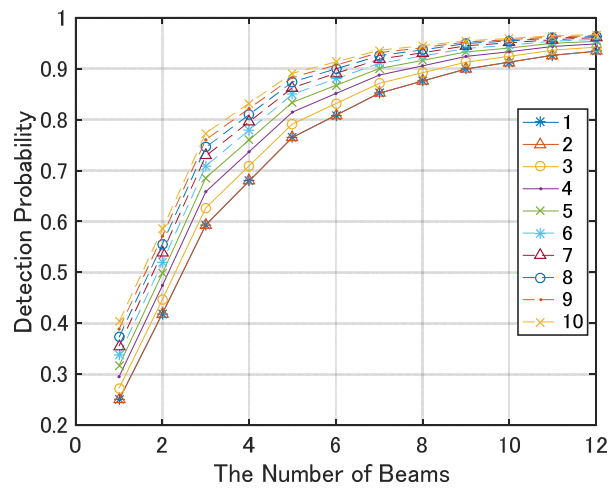


図 3.11 探知確率とビーム数 (理論)

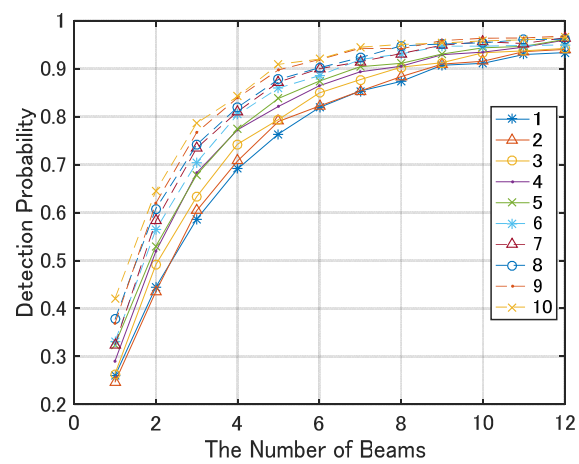


図 3.12 探知確率とビーム数 (数値実験シナリオ 1)

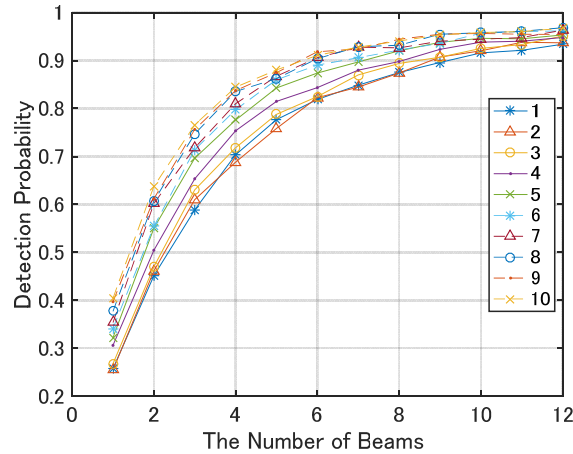


図 3.13 探知確率とビーム数 (数値実験シナリオ 2)

3.4.3 考察

シミュレーション 1 では、ビーム配列最適化アルゴリズムを検証した。図 3.1, 図 3.2 のように提案方式のビーム配列は中央が密で端が疎になるような配置になる。これは、観測方位周辺の目標の存在確率が大きく、観測方位から遠ざかると小さくなるため、存在確率の疎密に対応した結果である。また、図 3.4 から図 3.6 では理論的な探知確率とモンテカルロシミュレーションによる探知確率を比較し、両者が一致し、更にスタック率 0.5 とした従来方式よりも探知確率が向上することを確認した。提案方式は特にビーム数が少ない領域で探知性能の向上効果が大きく、ビームリソースに限りがある状況下では特に有効な方式である。

シミュレーション 2 では追尾処理と連携したビーム配列最適化方式を検証した。図 3.11, 図 3.12 の 1 フレーム目のビーム配列最適化結果は追尾開始時の結果であるため追尾処理を行わない場合の提案方式の結果と等しい。また、図 3.4 から図 3.6 より追尾処理を行わない場合の提案方式は従来方式と比較して探知確率が高いため、追尾処理と連携した提案方式は従来方式よりも探知確率が高くなることがわかる。また、図 3.11, 図 3.12 から理論的に導出した提案方式の探知確率とシミュレーションによる探知確率が一致することがわかる。これは図 3.9 と図 3.10 の実際の平滑誤差 (凡例中 RMS) と平滑誤差の分散から算出した理論的な平滑誤差がほぼ一致するためである。この理由としてはシミュレーションで設定した駆動雑音の標準偏差と比較して、シミュレーション 2 の目標の真の運動と想定した運動モデルとの乖離が小さいためである。ただし、想定した駆動雑音で吸収できない高機動な目標の運動に対しては探知確率が低下する可能性があるが、高機動な目標の運動に対しては駆動雑音の標準偏差を適切に設定することで、提案方式の探知確率の低下を抑制できる見込みである。

3.5 むすび

レーダのビームマネジメントの効率化を目的とし、レーダのビーム幅よりも方位精度の悪いパッシブ電波センサの観測値を追尾し、カルマンフィルタから算出される理論的な平滑誤差の分散を利用してレーダビームを最適配置する搜索方式を提案した。計算機シミュレーションにより、提案方式の探知確率の向上を確認した。今後、より実践的な多目標環境下のビームリソース最適化方式の検討を進める予定である。

文献 (第 3 章)

- [1] H. Steyskal, "Digital beamforming antennas: an introduction," Microwave J., vol. 30, no. 1, pp. 107-124, Jan. 1987.
- [2] T.C. Cheston and J. Frank, "Phased array radar antennas," in Radar Handbook Second Edition, ed. M.I. Skolnik,

-
- pp7.1-7.82, McGraw-Hill, New York, 1990.
- [3] J. E. Fiddling, "Beam overlap impact on phased-array target detection", IEEE transactions on aerospace and electronic systems, Vol.29, No.2, pp 404-411. 1993.
 - [4] R. Worley, "Optimum thresholds for binary integration", IEEE Transactions on Information Theory, vol. IT-14, pp.349-353, 1968.
 - [5] S. Sivananthan, T. Kirubarajan and Y. Bar-Shalom, "A radar power multiplier algorithm for acquisition of low observable ballistic missiles using an electronically scanned array radar", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 37, no. 2, pp.401-418, 2001.
 - [6] D. A. Shnidman, "Binary integration for Swerling target fluctuations", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 34, no. 3, pp.1043-1053, 1998
 - [7] M. A. Weiner, "Binary integration of fluctuating targets", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 27, no. 1, pp.11-17, 1991.
 - [8] P.L.Bogler, "Radar Principles with Applications to Tracking Systems," John Wiley & Sons, New York, 1990.
 - [9] 松田 庄司, 橋口浩之, 深尾昌一郎, "マルチビームレーダにおける目標検出方式とビーム配列方法に関する考察," 信学論 (B), Vol.J87-B, No.8, pp.1094-1105, Aug. 2004.
 - [10] G. van Keuk, and S. S. Blackman, "On Phased-Array Radar Tracking and Parameter Control," IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 29, No. 1, January 1993, pp. 186-194.
 - [11] J.H. Zwaga, Y. Boers, and H. Driessen, "On Tracking Performance Constrained MFR Parameter Control," Proceedings FUSION2003, 2003.
 - [12] D.L. HALL and J. LLINAS, "An Introduction to Multisensor Data Fusion," Proc. of the IEEE, Vol.85, No.1, Jan. 1997.
 - [13] S.Blackman and R. Popoli, "Design and Analysis of Modern Tracking Systems," pp.689, Artech House, 1999.
 - [14] M. A. Richards and J. A. Scheer, "Principles of Modern Radar: Basic Principles," W. A. Holm, ed., SciTech Publishing, Raleigh, North Carolina, 2010.
 - [15] Coleman, T., Branch, M.A., and Grace, A., "Optimization toolbox for use with Matlab", The MathWorks, Inc., Natick, MA, 1999.

第4章 目標追尾技術 -津波追尾-

4.1 緒言

近年、遠方において津波の到来を予測して早期に警戒を促すため、可能な限り早く、かつ、精度良く津波を観測・予測することが求められている。そこで、さまざまなセンサを用いて津波の到来をリアルタイムに観測する方法が研究されている。例えば、津波の水位の観測方法として、沖合に設置された GPS(Global Positioning System) ブイ等の津波計を用いて水位を観測することで、津波を観測する方法がある[1]。ただし、未知の方位より到来する可能性のある津波の水位を観測するためには、空間上に多数の津波計を設置する必要があるという課題がある。また、文献[2]では観測される地震情報や水位情報から地震断層を推定することで津波の到来を予測する方法が研究されているが、地震断層と津波発生状況が異なる場合は津波予報値の誤差や津波地震の見逃しが懸念される。

一方、海洋レーダは陸上設置型のセンサで、ブラッグ共鳴散乱を利用して覆域内の海流の視線方向流速値を観測できる[3]。これを応用して津波到来時の津波の流速値を観測する方法の研究が進められている[4][5][6]。しかし、海洋レーダの流速値の観測誤差は大きく、また、電波環境の状況によって多重散乱や干渉波の影響等で失検出や誤検出するという課題がある[7][8][9]。

一方、データ同化と呼ばれる状態推定モデルを用いた統計的な観測・予測手法がある[10][11]。文献[10]では、津波計による水位の観測を前提として、津波水位をリアルタイムに予測する方法が示されている。ただし、状態推定モデルを海洋レーダの津波観測に適用した事例は存在しない。

本稿では、海洋レーダの津波の観測・予測性能の向上を目的として、状態推定モデルのうちカルマンフィルタを用いてレーダの流速値を精度良く予測と推定する方式を提案する。提案方式は、レーダの1ビーム内のセル毎の視線方向流速値と距離方向のセル間の水位差を状態ベクトルとして、1次元浅水方程式を運動モデルとしたカルマンフィルタにより流速値を予測し、予測した流速値を用いて観測値をフィルタリングすることによって海洋レーダの津波の観測・予測精度を向上することができる。

本稿の構成は以下のようになっている。まず4.2節において背景として海洋レーダにおける津波観測、浅水方程式による津波伝搬、水位データによる津波データ同化について概説する。次に4.3節では提案方式であるレーダの流速観測値を用いた津波追尾方式について説明し、4.4節においてシミュレーションにより提案方式の有効性を検証する。最後に4.5節でまとめを述べる。

4.2 背景

4.2.1 海洋レーダにおける津波観測

海洋レーダではブラッグ共鳴散乱を利用して、海流の流速値を計測することができる。図4.1に海洋レーダによる覆域の概念図を示す。

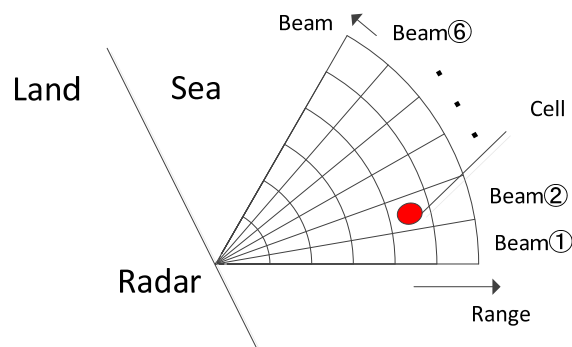


図 4.1 レーダ覆域

海洋レーダでは覆域内のセル毎(セルとは、レンジとビームの分解能単位を表す)の流速値を観測することができる。図 4.1 のように、レーダは沖合の方向に向けて沿岸に設置されており、レーダ覆域内のセル毎の流速値を観測できる。しかし、海洋レーダの流速値の観測誤差は大きく、また、電波環境の状況によって多重散乱や干渉波の影響等で流速値を失検出や誤検出するという課題がある[7][8][9]。文献[7]では、海洋レーダの失検出等に対して線形補間等の手法により失検出した流速値を補間することで海洋レーダの観測性能の向上を図っている。

一方、海洋レーダを用いた津波の観測が試みられている[4][5][6]。海洋レーダでは流速値を観測することが可能だが、津波の予測計算をする際には水位を計算する必要がある。これに関連して文献[12][13]では海洋レーダの流速値から水位を計算する手法が研究されている。しかし、これらの文献は海洋レーダの観測誤差を考慮しておらず、理論的な検討が中心である。本論文では、海洋レーダの観測誤差を考慮した上で津波の観測と予測性能の向上を検討の対象とする。

4.2.2 浅水方程式による津波伝搬

津波は式(50)、式(51)、式(52)で表される浅水方程式に従って伝搬することが知られている[14][15]。ここで、 x, y, z は 3 次元空間上の座標とし、 x, y は水平方向、 z は鉛直方向の座標とする。 h は水深、 η は水位、 M は x 軸方向の流量、 N は y 軸方向の流量、 u は x 軸方向の流速、 v は y 軸方向の流速、 z は水深、 t は時間、 g は重力加速度、 n はマニング係数とする。津波は長波の一種であり、鉛直方向の流速値が一定であると近似できるため、流量 M 、 N は式(53)で表現される。

$$\frac{\partial \eta}{\partial t} + \frac{\partial M}{\partial x} + \frac{\partial N}{\partial y} = 0 \quad (50)$$

$$\frac{\partial M}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{M^2}{h} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{MN}{h} \right) + gh \frac{\partial \eta}{\partial x} + \frac{gn^2}{h^{\frac{7}{3}}} (M \sqrt{M^2 + N^2}) = 0 \quad (51)$$

$$\frac{\partial N}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{MN}{h} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{N^2}{h} \right) + gh \frac{\partial \eta}{\partial y} + \frac{gn^2}{h^{\frac{7}{3}}} (N \sqrt{M^2 + N^2}) = 0 \quad (52)$$

$$M = \int_{-h}^{\eta} u dz \approx uh, N = \int_{-h}^{\eta} v dz \approx vh \quad (53)$$

4.2.3 水位データの津波データ同化

津波の水位観測を前提として浅水方程式を用いたデータ同化方式について説明する。水深が深い場合は、非線形項や海底摩擦項の影響が小さくなるため、津波の運動モデルは線形の浅水方程式で近似できることが知られている[14]、非線形浅水方程式を線形化した 1 次元の運動方程式を式()に、連続式を式(54),(55)に示す。

$$\frac{\partial M}{\partial t} + gh \frac{\partial \eta}{\partial x} = 0 \quad (54)$$

$$\frac{\partial \eta}{\partial t} + \frac{\partial M}{\partial x} = 0 \quad (55)$$

文献[10][11]では津波の水位を観測し状態推定モデルであるカルマンフィルタや粒子フィルタにより水位をフィルタリングする方法が記載されている。文献[10]では GPS ブイ等の津波計の情報を使って津波の水位を観測することができる、かつ、津波計の観測誤差はないことを前提とし、上記線形化した運動方程式と連続式を運動モデルとしたカルマンフィルタを構成する。ただし、津波の伝搬計算の初期波源に過去の津波の断層モデルを利用して

いるが、過去の津波の断層モデルによる初期波源と観測する津波が一致する保証はないという課題がある。また、上記のような状態推定モデルを海洋レーダの津波観測に適用した研究は存在しない。

4.3 提案方式

海洋レーダの観測・予測性能の向上を目的として、状態推定モデルであるカルマンフィルタを単体の海洋レーダで得られる視線方向流速観測値に適用した津波追尾方式を提案する。提案方式は、状態ベクトルを流量と水位差（ビーム内の距離方向のセル間の水位の差）として、ビーム毎に1次元の浅水方程式を運動モデルとしたカルマンフィルタにより流速値をフィルタリングする方式である。

以下、4.3.1 項では、津波追尾方式の状態ベクトルと処理の概要について説明し、4.3.2 項では運動モデルと観測モデルについて説明し、4.3.3 項では状態ベクトルの初期値について説明する。

4.3.1 状態ベクトルと処理の概要

提案方式では、海洋レーダを用いて津波の流速値を観測することを考える。ただし、レーダでは視線方向流速値しか観測することが出来ないため、提案方式では距離方向のセル間の流速値の相互作用のみを考慮して、ビーム毎に独立した状態ベクトルを定義してカルマンフィルタによるフィルタリングを行う。

図 4.2 に1つのビームに注目した場合の状態ベクトルを示す。提案方式では、セル毎の流量、距離方向のセル端の水位差を状態ベクトルとし、Staggered 格子を使用した Leap-Frog 法により状態ベクトルを予測する。式(7)に状態ベクトルを示す。ここで、 k はフレーム番号、 M_i はレーダ設置点から見て i 番目のセルの流量、 $\Delta \eta_i$ は i 番目のセル端の水位差、 d はビーム毎のセル数とする。フレームとは、ビーム走査毎に加算される実時間の離散的な時間単位である。ただし、本論文では、Leap-Frog 法により流量（流速）と水位を交互に計算するため、便宜上、 k 番目の水位の計算時刻をフレーム k とした上で、流量の計算時刻を水位計算フレーム間の中間に定義し、フレーム $k-0.5$ と表記する。Leap-Frog 法は微分方程式の数値積分法の一つであり、津波の数値計算では流量と水位の計算フレームをずらして予測計算を行う方法である[15]。

$$X(k) = (M_1(k+0.5), \dots, M_d(k+0.5), \Delta \eta_1(k), \dots, \Delta \eta_d(k)) \quad (56)$$

提案方式は流量と水位差を状態ベクトルとして、カルマンフィルタによってフィルタリングを行う。

図 4.3 に提案方式の概念図を示す。提案方式では、まず①Initialization としてフレーム番号 1.5、フレーム番号 2.5 の流速値からフレーム番号 2 の水位差を算出して状態ベクトルの初期値を設定する。②Prediction ではフレーム番号 $k-1$ の水位差とフレーム番号 $k-0.5$ の流量からフレーム番号 k の水位差とフレーム番号 $k+0.5$ の流速値を1次元の線形浅水方程式を用いて予測する。③Filtering では、カルマンゲインを用いて予測した流速値と観測した流速値を重みづけ統合することで、精度良く流速値を推定することができる。提案方式の特徴として、状態ベクトルをビーム毎のセルの流量とセル端の水位差としたことで、海洋レーダの流速値のみから状態ベクトルを計算できる。このため水位データの津波データ同化方式 [10]と異なり過去の津波の初期波源を想定した予測値を前提とせずにレーダの覆域内の流速観測値のみからカルマンフィルタを構成することができる。

カルマンフィルタ以外の状態推定として非線形項に対応した拡張カルマンフィルタや Unscented カルマンフィルタがある。ただし、本論文で検討の対象とする海洋レーダでは沿岸から数 km から数十 km 範囲の流速の観測を行うことを想定しており、沿岸から数 km 以上沖の水深は十分に深いため浅水方程式の非線形項の影響は小さい。このため簡便なカルマンフィルタを検討の対象とした。（具体例として文献[14]では非線形項が線形項の 1/10 となる水深が 27m であり、本論文のシミュレーションで利用した足摺沖の水深は 50m より深く(詳細は 4.4 節の図 4.20 で説明)、非線形項の影響は小さい。）

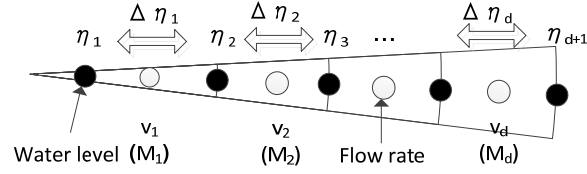


図 4.2 状態ベクトル

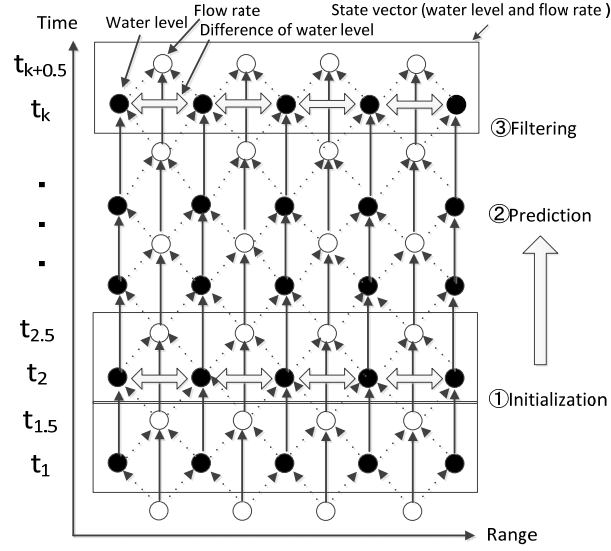


図 4.3 提案方式の概念図

4.3.2 運動モデルと観測モデル

提案方式の運動モデルについて説明する．提案方式では式(54)，式(55)を離散化した 1 次元の線形浅水方程式の運動方程式(式(57))，水位に関する連続式(式(58))，水位差に関する連続式(式(59))を運動モデルとし，次フレームにおける状態ベクトルを予測する．覆域端の境界条件は式(60)のように透過の条件とすると，覆域端の水位差は式(61)，(62)で計算できる．ここで， Δt は計算時間間隔， Δx はセル間距離とする．

$$M_i(k+1.5) = M_i(k+0.5) - gh_i \frac{\Delta t}{\Delta x} \Delta \eta_i(k) \quad (57)$$

$$\eta_i(k+1) = \eta_i(k) - \frac{\Delta t}{\Delta x} (M_i(k+1.5) - M_{i-1}(k+1.5)) \quad (58)$$

$$\Delta \eta_i(k+1) = \Delta \eta_i(k) - \frac{\Delta t}{\Delta x} (M_{i+1}(k+1.5) - 2M_i(k+1.5) + M_{i-1}(k+1.5)) \quad (59)$$

$$\eta(k) = \frac{-M(k+0.5)}{\sqrt{gh}} \quad (60)$$

$$\begin{aligned} \Delta\eta_1(k+1) = & -\frac{\Delta t}{\Delta x}(M_2(k+1.5) - M_1(k+1.5)) \\ & +(-\sqrt{gh_1} \frac{\Delta t}{\Delta x} + 1)\Delta\eta_1(k) \end{aligned} \quad (61)$$

$$\begin{aligned} \Delta\eta_d(k+1) = & -\frac{\Delta t}{\Delta x}(M_{d-1}(k+1.5) - M_d(k+1.5)) \\ & +(-\sqrt{gh_d} \frac{\Delta t}{\Delta x} + 1)\Delta\eta_d(k) \end{aligned} \quad (62)$$

以上を行列にまとめると、現在フレームの状態ベクトルに対して、次フレームの状態ベクトルは式(14)で計算できる。\$F\$は津波の伝搬を表す遷移行列で式(63)~式(66)で表現し、\$\Gamma, s\$は駆動雑音変換行列と駆動雑音であり、式(68)、式(69)で表現する。ここで、\$\Delta t'\$は観測フレーム間隔を表す。観測フレーム間隔と計算時間間隔が異なる理由はクラン条件を考慮して計算間隔を設定するためである。

$$X(k+1) = FX(k) + \Gamma s \quad (63)$$

ただし、

$$F = (AB)^{\frac{\Delta t'}{\Delta t}}, A = \begin{bmatrix} I_d & \text{diag}(C) \\ O & I_d \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} I_d & O \\ D & \text{diag}(E) \end{bmatrix} \quad (64)$$

$$C = g \frac{\Delta t}{\Delta x}(h_1, h_2, \dots, h_d) \quad (65)$$

$$E = (1 - \sqrt{gh_1} \frac{\Delta t}{\Delta x}, 1, \dots, 1, 1 - \sqrt{gh_d} \frac{\Delta t}{\Delta x}) \quad (66)$$

$$D = \begin{bmatrix} \frac{\Delta t}{\Delta x} & -\frac{\Delta t}{\Delta x} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \frac{\Delta t}{\Delta x} & 2\frac{\Delta t}{\Delta x} & -\frac{\Delta t}{\Delta x} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & -\frac{\Delta t}{\Delta x} & 2\frac{\Delta t}{\Delta x} & -\frac{\Delta t}{\Delta x} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & \dots & 0 & -\frac{\Delta t}{\Delta x} & 2\frac{\Delta t}{\Delta x} & -\frac{\Delta t}{\Delta x} & 0 \\ 0 & \dots & 0 & \dots & -\frac{\Delta t}{\Delta x} & 2\frac{\Delta t}{\Delta x} & -\frac{\Delta t}{\Delta x} \end{bmatrix} \quad (67).$$

駆動雑音は状態推定モデルにおける運動モデルの曖昧さを表現したものである[17]。本論文において、非線形の2次元空間における詳細な津波シミュレーションに対して、提案方式ではレンジ間隔で得られる視線方向の流速値から1次元線形浅水方程式を運動モデルとして近似的な予測を行うため、この近似誤差を駆動雑音としてモデル化する。提案方式では、運動モデルにより状態を遷移させる際に水位差が正規分布に従ってふらつくとして、駆動雑音変換行列と駆動雑音を式(68)、式(69)で表現する。ここで、\$I_d\$は\$d \times d\$の大きさの単位行列とし、\$N_d(\mathbf{A}, \mathbf{B})\$は平均 \$\mathbf{A}\$、共分散行列 \$\mathbf{B}\$ を持つ \$d\$ 次元の多変量正規分布を表す。

$$\Gamma = \begin{bmatrix} -\frac{\Delta t'}{g\Delta x} \text{diag}(\frac{1}{h_1}, \frac{1}{h_2}, \dots, \frac{1}{h_d}) \\ I_d \end{bmatrix} \quad (68)$$

$$s \sim N_d(0, Q), \quad Q = \text{diag}(q_1^2, q_2^2, \dots, q_d^2) \quad (69)$$

次に提案方式の観測モデルについて説明する．海洋レーダからセル毎の流速値が得られることから，これらをまとめた観測値ベクトルを式(70)で表現する．ここで， v_i は沿岸から数えて i 番目のセルの流速値を表す．すると観測モデルは式(71)で表される．ここで， H は式(72)で表現される観測行列を表し， h_i は i 番目のセルの水深を表す．また，観測誤差は式(73)，(74)の正規分布に従うとする．これはレーダの流速観測過程で抽出されるブラッグ共鳴周波数が正規分布に従うためである[8]．ここで， r は観測諸元(r_{vi} は沿岸から i 番目のセルの流速値)の分散を表す．

$$Z = (v_1, v_2, \dots, v_d) \quad (70)$$

$$Z(k) = HX(k) + w \quad (71)$$

$$H = [\text{diag}(\frac{1}{h_1}, \frac{1}{h_2}, \dots, \frac{1}{h_d}), O_d] \quad (72)$$

$$w \sim N_d(0, R) \quad (73)$$

$$R = \text{diag}(r_{v1}, r_{v2}, \dots, r_{vd}) \quad (74)$$

4.3.3 状態ベクトルの初期値の設定

状態ベクトルの初期値の設定方法（図 4.3 の①）について説明する．状態ベクトルの流量は式(26)に従って流速値から計算する．水位差の状態ベクトルは，式(75)の連続式より 2 フレーム分の流速値から式(76)に従って初期値として設定する．

カルマンフィルタでは，上記初期状態ベクトルの誤差共分散を初期誤差共分散行列として計算する必要がある．初期誤差共分散行列は式(77)とする．

$$M_i(k) = h_i v_i(k) \quad (75)$$

$$\Delta \eta_i(k+1.5) = -\frac{\Delta x}{gh_i \Delta t'} (M_i(k+1) - M_i(k)) \quad (76)$$

$$P_{2|2} = \begin{bmatrix} HRH & -\frac{\Delta x}{g\Delta t'} RH \\ -\frac{\Delta x}{g\Delta t'} RH & 2(\frac{\Delta x}{g\Delta t'})^2 R \end{bmatrix} \quad (77)$$

4.4 シミュレーション評価

4.4.1 項では 1 次元線形浅水方程式による津波シミュレーションに対する提案アルゴリズムの評価結果を述べ，4.4.2 項では南海トラフの巨大地震を想定した津波シミュレーションに対する提案アルゴリズムの評価結果を説明

し、4.4.3 項では考察を述べる。表 4.1 にシミュレーションで利用したパラメータを示す。本シミュレーションでは HF 帯の海洋レーダを想定した。ただし、レーダの伝搬・反射特性やブラッグ共鳴散乱による流速値の検出処理の詳細には立ち入らず、レーダ覆域内のセル毎の視線方向流速値を抽出できるものとした[7]。また、流速値は潮汐等の長周期変動のバイアス誤差成分は事前のフィルタ処理で除去できるものとしてランダム誤差のみを検討の対象とした。この際の観測誤差の標準偏差を文献[8]より 8cm/s とし、シミュレーションで作成した津波の視線方向流速値に対して正規乱数を重畳することで観測誤差を模擬した。駆動雑音標準偏差に関しては、水深が浅い場合には運動方程式の線形化の誤差が大きい[14]ことを考慮して水深が浅いほど駆動雑音標準偏差が大きくなるように $q_i = p_i / h_i$ として駆動雑音標準偏差を設定した。ここで、 p_i は駆動雑音パラメータとする。また、境界セル(1セル目, dセル目)に関しては覆域外からの津波の伝搬を透過の条件としてモデル化しているため、運動モデルの誤差を考慮して通常セルの 10 倍の駆動雑音パラメータを設定した。さらに、境界セルから境界セルを含めて 2 セル（レーダ設置位置から 1 セル～2 セル, d-1 セル～d セルに相当し過渡応答セルと呼ぶことにする。）の駆動雑音パラメータの設定についても上記境界セルの影響を考慮して、駆動雑音パラメータを境界セルと通常セル（過渡応答セルを除く 3～d-2 セルを示す。）の駆動雑音パラメータを線形補間して設定した。また、評価において、次フレームにおける津波の予測値と、予測値を用いて現在時刻の観測値をフィルタリングした推定値を評価対象とした。以降では「推定値」はカルマンフィルタによりフィルタリングした現在フレームの推定値を示すものとする。

表 4.1 シナリオパラメータ

	単位	記号	シナリオ 1	シナリオ 2
レンジ間隔	m	Δx	1500	1500
レンジセル数		d	32	32
観測フレーム間隔	s	$\Delta t'$	40	40
計算時間間隔	s	Δt	1	1
水深	m	H	500	50～1000
流速観測誤差 標準偏差	cm/s	r_v	8	8
駆動雑音 パラメータ (通常セル)		p	1000	1000
駆動雑音 パラメータ (境界セル)		p	10000	10000
過渡応答 セル数			2	2
観測 フレーム数			30	30
総観測時間	s		1200	1200

4.4.1 シナリオ 1（1 次元線形浅水方程式）

シナリオ 1 では、提案方式の原理検証を目的として津波が遠方より 1 次元線形浅水方程式に従って到来するこ

とを前提に、初期時刻において遠方(55km 地点)のセルにおいて 5[m]の初期水位を設定して津波波源とした。以降で表現する“時刻”は津波発生時からの経過時間を表す。

提案方式のシミュレーション結果を図 4.4～4.7 に示す。図 4.4、図 4.5 の上図は津波の水位を示し、下図は次フレームの流速の予測値(凡例中 Prop)と真値(凡例中 True)と従来方式(凡例中 Conv)と観測値(凡例中 Obs)を示す。ここで従来方式は 4.2 節で挙げた線形補間による予測[7]とした。また、図 4.4 は時刻 4.10 分における距離毎の流速値を表し、図 4.5 は距離 30km におけるセルの時刻毎の流速値を表す。図 4.4、図 4.5 の下図より従来方式と比較して提案方式の流速予測値のばらつきが小さいことがわかる。

図 4.6、図 4.7 にモンテカルロシミュレーション 100 試行を行った結果の提案方式(凡例中 Prop)と従来方式(凡例中 Conv)の流速値の RMSE(Root Mean Square Error)を示す。図 4.6、図 4.7 の上図は予測値の RMSE を示し、下図はフィルタリングした推定値の RMSE を示す。図 4.6 は時刻 10 分における距離毎の RMSE を表し、図 4.7 は距離 30km 地点におけるセルの時刻毎の RMSE を示す。図 4.6 上図より提案方式は従来方式と比べて予測誤差が小さく、図 4.6 下図より近距離(1.5km, 3km)と遠距離(46.5km, 48km)において提案方式の推定誤差は観測値と同等である。これは境界セル付近では運動モデルの乖離を考慮して駆動雑音を大きく設定していることが理由である。上記以外の距離においては提案方式の推定誤差が小さい。図 4.7 上図より提案方式は従来方式と比べて予測誤差が小さく、下図より推定誤差も小さいことがわかる。また、図 4.4、図 4.6 の距離 10km、時刻 10 分において、津波到来前(流速値の真値が 0 の場合)に提案方式の RMSE は従来方式よりも小さいことから、津波が存在しない場合においても提案方式の有効性がわかる。

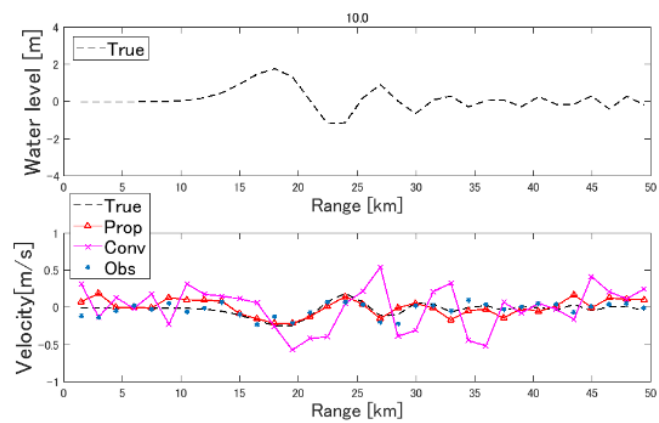


図 4.4 津波水位と流速予測値(時刻 10 分)

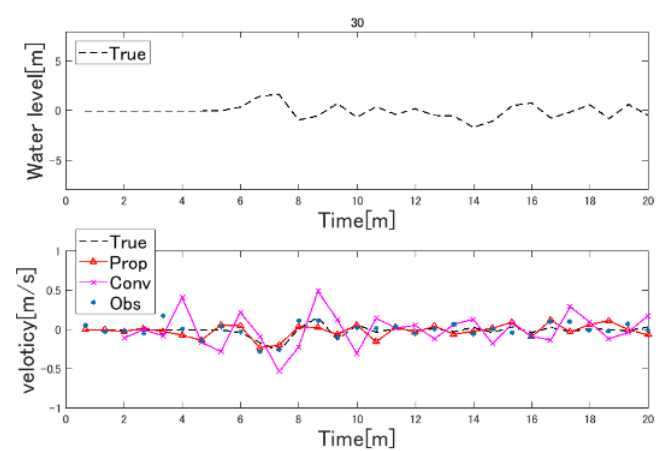


図 4.5 津波水位と流速予測値(距離 30km)

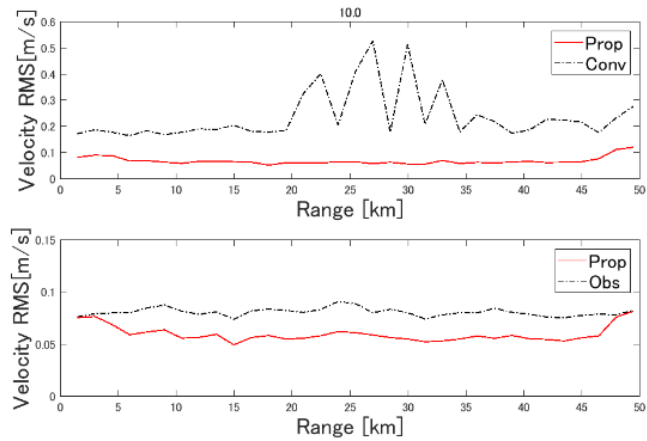


図 4.6 予測 RMSE と推定 RMSE(時刻 10 分)

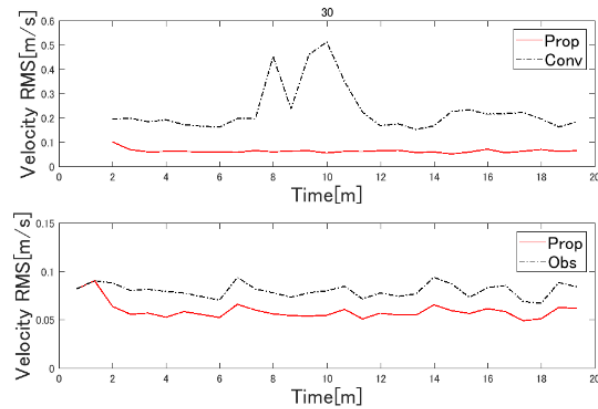


図 4.7 予測 RMSE と推定 RMSE(距離 30km)

4.4.2 シナリオ 2 (南海トラフ巨大地震モデル)

シナリオ 2 では内閣府発表の南海トラフ巨大地震モデル[16]のケース 4 を初期波源として非線形浅水方程式[15]を用いて津波を発生させ提案方式のシミュレーション評価を行った。津波発生時の四国沖の水位の様子を図 4.8 に示す。図中のカラーバーの値は地震発生直後の初期の津波の水位[m]を表す。南海トラフ巨大地震モデルでは、四国沖で大すべりが発生し、南東方向から足摺岬に向かって津波が到来するシナリオである。レーダは足摺岬(北緯 32.43 度、東経 133.1 度)に北を 0 度として時計周りに 160 度の方向を中心方位として設置することを想定し、本シミュレーションでは覆域内のセル毎の視線方向流速値が得られるとした。

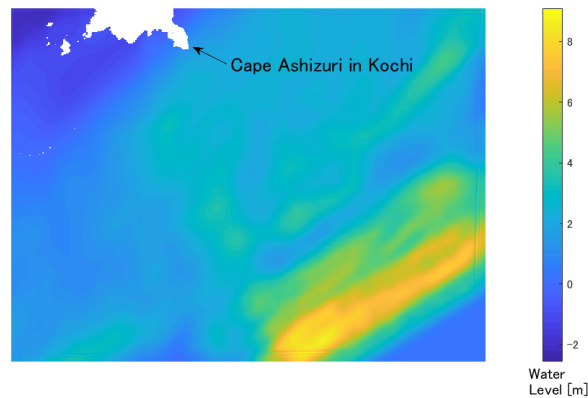


図 4.8 四国沖における津波水位

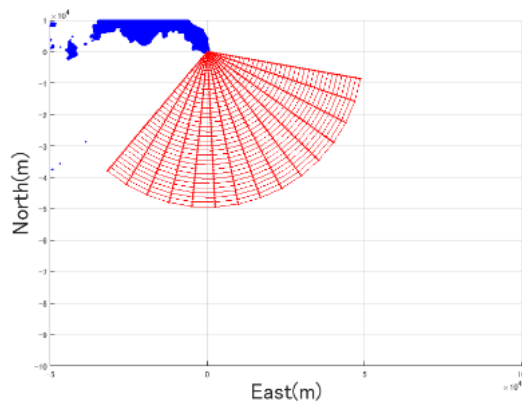


図 4.9 想定レーダ覆域

4.4.2.1 津波到来方向と方位差の小さいビーム（ビーム 7, 8）における評価

津波の進行方向に対して平行に近いビーム 7, 8 における評価結果を示す。ここでビーム N は図 4.9 のレーダビームのうち北から時計周りに最も近いビームをビーム 1 とし、最も遠いビームをビーム 14 とする。図 10～13 はビーム 7 における評価結果、図 4.14, 4.15 はビーム 8 における評価結果を示す。図中の凡例の意味は 4.4.1 項のシナリオ 1 で説明したものと同様である。図 4.10, 図 4.11 の上図より、シナリオ 2 では時刻 10 分、距離 40km, または、時刻 12 分、距離 30km で 3m 程度の津波であることがわかる。また、図 4.10, 図 4.11 の下図より、提案方式の予測値のばらつきが従来方式の予測値よりも小さいことがわかる。

図 4.12～4.15 の上図よりビーム 7, ビーム 8 では提案方式は従来方式と比較して予測誤差が小さく、また図 4.12～4.15 の下図より近距離(1.5km, 3km)と遠距離(46.5km, 48km)を除いて提案方式の推定誤差は観測誤差よりも小さい。

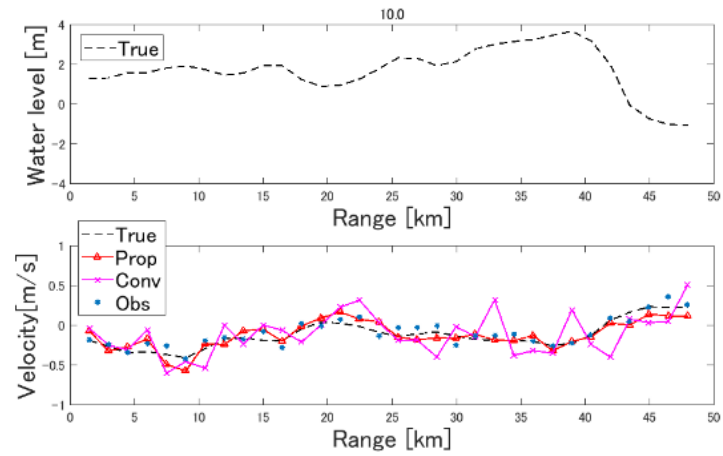


図 4.10 津波水位と流速予測値(時刻 10 分 ビーム 7)

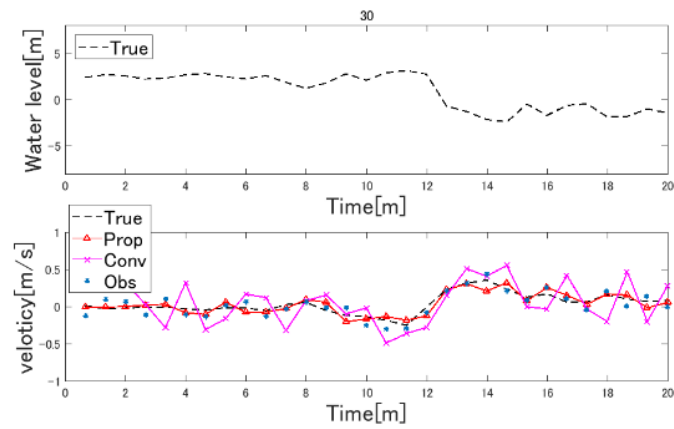


図 4.11 津波水位と流速予測値(距離 30km ビーム 7)

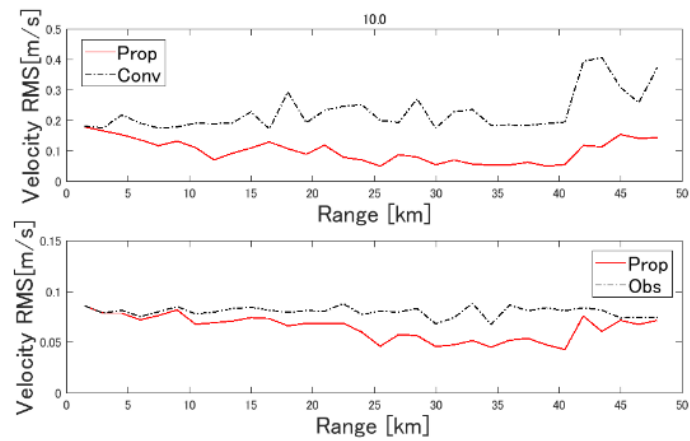


図 4.12 予測 RMSE と推定 RMSE
(時刻 10 分, ビーム 7)

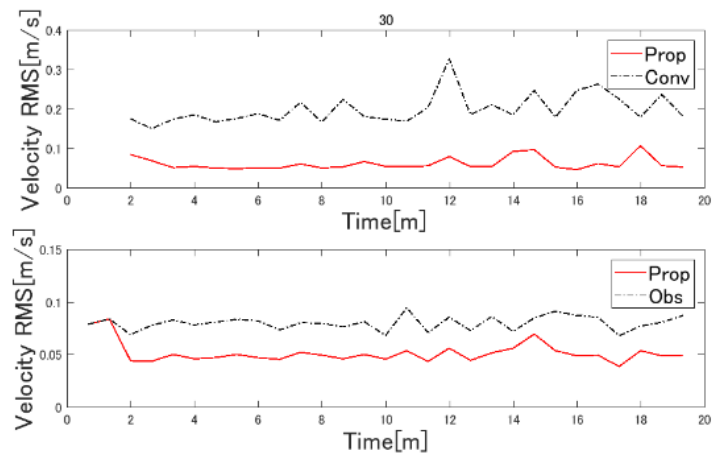


図 4.13 予測 RMSE と推定 RMSE
(距離 30km, ビーム 7)

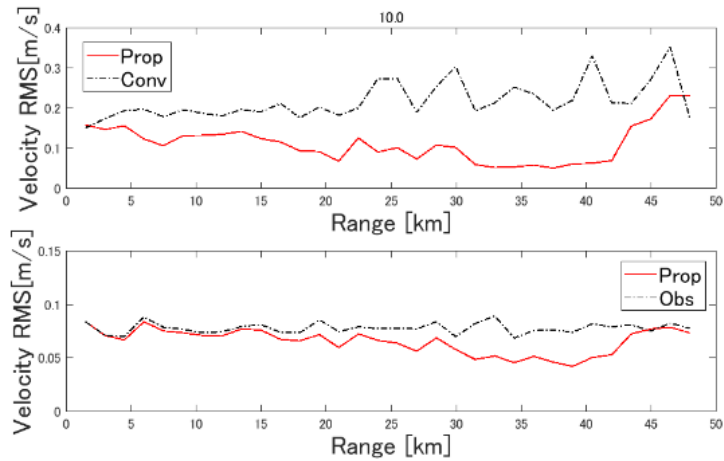


図 4.14 予測 RMSE と推定 RMSE
(時刻 10 分, ビーム 8)

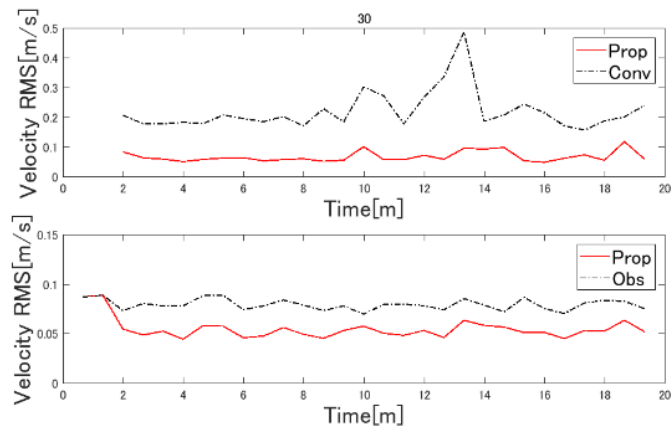


図 4.15 予測 RMSE と推定 RMSE
(距離 30km, ビーム 8)

4.4.2.2 津波到来方向と方位差のあるビーム（ビーム 1）における評価

津波の進行方向と異なるビーム 1 における提案方式の評価結果を図 4.16～4.19 に示す。図中の記号の凡例は 4.4.1 項のシナリオ 1 で説明したものと同様である。図 4.16, 図 4.17 の下図より, 提案方式の予測値のばらつきが従来方式の予測値よりも小さいことがわかる。図 4.18 より, 10 分においてどの距離においても提案方式は従来方式よりも予測誤差は従来方式よりも小さい。ただし, 図 4.19 より, 距離 30km, 時刻 14.4 分において従来方式よりも予測誤差が小さいが他時刻と比較すると誤差が全体的に大きく, 推定値の誤差は観測値よりも大きくなる。また, 上記時刻において図 4.17 上図より津波の水位変化が最も大きい時刻となる。

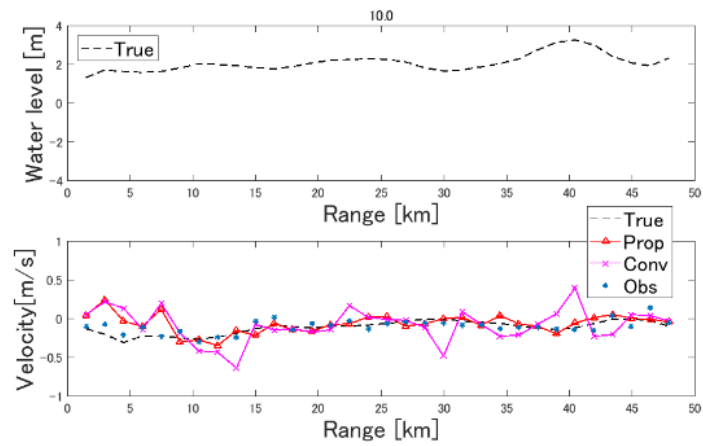


図 4.16 津波水位と流速予測値(時刻 10 分, ビーム 1)

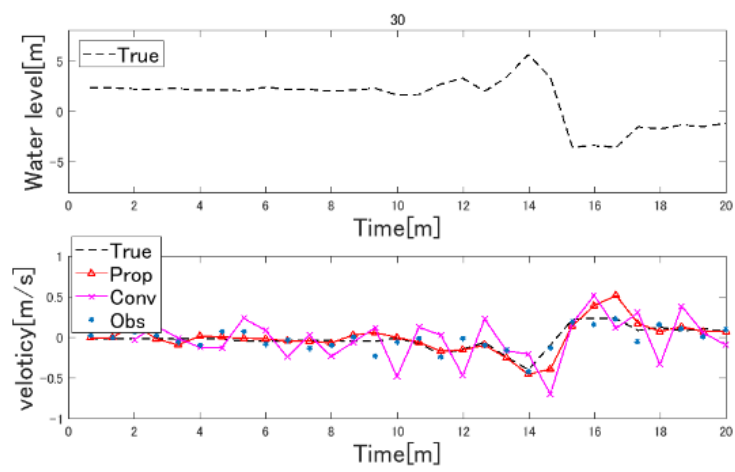


図 4.17 津波水位と流速予測値(距離 30km, ビーム 1)

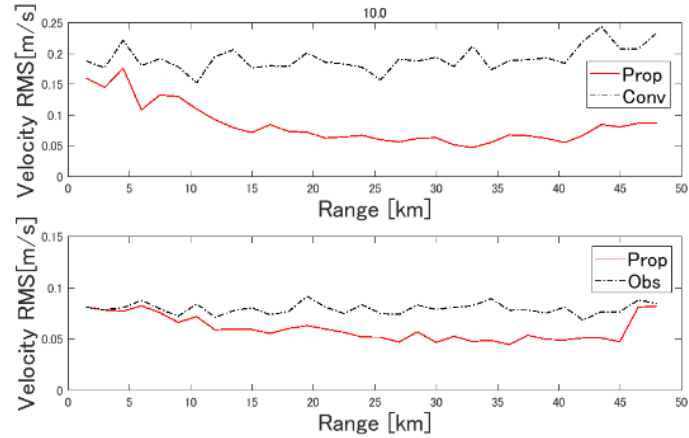


図 4.18 予測 RMSE と推定 RMSE
(時刻 10 分, ビーム 1)

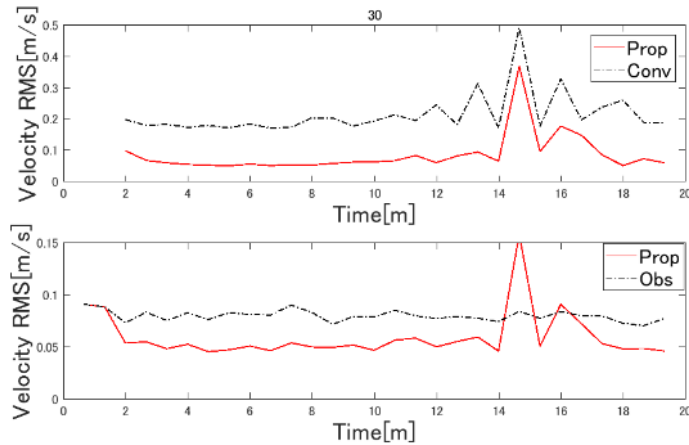


図 4.19 予測 RMSE と推定 RMSE
(距離 30km, ビーム 1)

4.4.3 考察

4.4.1 項より, 1 次元の津波シミュレーションに対して予測精度, 推定精度の改善効果を確認した. また, 4.4.2 項により, 南海トラフの地震を想定した津波シミュレーションに対しても提案方式は従来方式よりも予測精度が良いことを確認した. 精度改善が得られる理由として, ビーム方向毎に 1 次元の浅水方程式を運動モデルとしたカルマンフィルタを用いたことで, 流速観測誤差と運動モデルの誤差を考慮して統計的に最適な予測が可能になったためである.

全体的な誤差の傾向としては, 通常セルでは予測誤差と推定誤差が小さくなり, 誤差抑圧の程度が距離に応じて異なる. その理由は水深に応じて駆動雑音標準偏差を設定しているためである. 一方, レーダ覆域の境界セルや過渡応答セル (距離 1.5km, 3km, 46.5km, 48km) では推定誤差が観測誤差と同程度となっている. これは境界セル付近では運動モデルの乖離を考慮して駆動雑音を大きく設定していることが理由である. 境界セル付近では境界

を越えたセルの情報を観測できないため流速値の予測が難しく推定精度が低下する。これは提案方式の限界を表している。

図 4.20 にレーダの流速抽出点における水深を表す。凡例中の数値はビーム番号を表す。本シミュレーションにおいて図 4.20 より足摺沖では距離に応じて水深が深くなるため、通常セルにおいては距離が遠い程、駆動雑音標準偏差が小さくなり、推定誤差が小さくなる(例えば、図 4.12 や図 4.14 の RMSE)。また、足摺岬においては覆域内で水深が最も浅い距離 1.5km で 50m 以上あるため、浅水方程式の非線形項の影響は小さい。

ビーム毎の推定誤差に関してはビーム 7、8 の推定誤差(図 4.13、図 4.15 の RMSE)は小さく、提案方式は津波到来方向と平行に近いビームに関しては予測誤差と推定誤差を低減できることがわかる。一方、ビーム 1 の推定誤差(図 4.19 の 14 分 20 秒における RMSE)はビーム 7、8 の誤差と比較して大きい。提案方式ではビーム毎の駆動雑音パラメータを同じ値としているため、ビーム方向と津波の進行方向が大きく異なる場合は駆動雑音によって運動モデルの誤差が十分に吸収できない。これは 1 次元の浅水方程式を運動モデルとしている提案方式の限界である。対処策として、津波検出機能等で津波到来方向を推定し、ビーム毎に適切な駆動雑音パラメータを設定する方法などが考えられる。本論文では、津波の流速値の予測誤差と推定誤差を低減する検討を行ったが、津波検出方式の検討や提案方式との接続検討に関しては今後の課題とする。

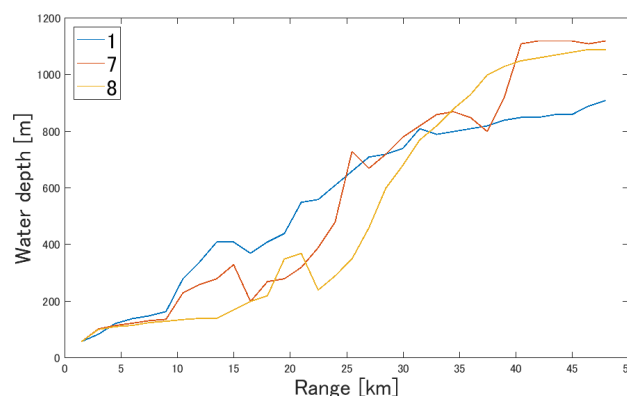


図 4.20 レーダの流速抽出点における水深

4.5 むすび

本稿ではカルマンフィルタを用いて、1 次元浅水方程式のモデル化誤差を考慮しつつレーダ観測誤差を抑圧し、レーダの観測領域における流速値を予測・推定する津波追尾方式を提案した。シミュレーション評価の結果、南海トラフの津波シミュレーションに対して提案方式は流速値の予測誤差と推定誤差を低減できることを確認した。

文献 (第 4 章)

- [1] T. Kato et al. "A new tsunami monitoring system using RTK-GPS," Proceedings of the International Tsunami Symposium 2001, Session 5, Number 5-12, pp.645-651, 2001.
- [2] 安田誠宏, 高山知司, 川村健太, 間瀬肇, "沖合観測情報を用いたインバージョン法によるリアルタイム津波予測", 海岸工学論文集, vol. 54, pp.196-200, 2007.
- [3] D. Barrick, "First-order theory and analysis of MF/HF/VHF scatter from the sea", IEEE Trans. Ant. and Prop., vol. AP-20, pp. 2-10, January 1972.
- [4] K.W. Gurgel, A. Dzvonkovskaya, T. Pohlmann, T. Schlick, and E. Gill, "Simulation and detection of tsunami signatures in ocean surface currents measured by HF radar ", Ocean Dynamics,
- [5] B. Lipa, D. Barrick, J. Bourg and B. nyden, "HF Radar Detection of Tsunamis", Journal of Oceanography, Vol. 62, pp. 705 to 716, 2006.
- [6] H. Hinata, S. Fujii, K. Furukawa, T. Kataoka, M. Miyata, T. Kobayashi, M. Mizutani, T. Kokai, and N. Kanatsu,

-
- "Propagating tsunami wave and subsequent resonant response signals detected by HF radar in the Kii Channel, Japan," *Estuar. Coast. Shelf Sci.*, vol.95 (1), pp.268-273, Nov. 2011.
- [7] 土木学会海岸工学委員会研究現況レビュー小委員会, 陸上設置型レーダによる沿岸海洋観測, 土木学会, 2001.
- [8] H. H. Essen, K.W. Gurgel, T. Schlick, "On the Accuracy of Current Measurements by Means of HF Radar," *IEEE JOURNAL OF OCEANIC ENGINEERING*, vol.25, no.4, pp.472-480, Oct. 2000.
- [9] A. Dzvonkovskaya, "Ocean surface current measurements by HF radar under external radio frequency interference" *Proc. of International Radar Symposium IRS-2012*, pp.491-495, Warsaw, Poland, May 2012.
- [10] 小池信昭, "カルマンフィルタを用いたリアルタイム津波予警報に関する研究", 土木学会論文集, No.27-0293, pp.1-4, 2003.
- [11] K. Nakamura, N. Hirose, B.H. Choi, and T. Higuchi, "Particle filtering in data assimilation and its application to estimation of boundary condition of tsunami simulation model," *Data Assimilation for Atmospheric, Oceanic and Hydrologic Applications*, Springer, pp. 353-366, 2009.
- [12] 泉宮尊司, 今井達也, "海洋レーダによる海表面流速場を用いた津波のリアルタイム予測に関する研究", 海岸工学論文集, 第 52 巻, pp.546-550, 2005.
- [13] 石川博章, 永野隆文, 中西孝行, 酒巻洋, 山田哲太郎, "海洋レーダーを用いた津波到達・波高予測技術", 関西支部講演会講演論文集, vol.91, pp.52-155, Mar. 2016.
- [14] 首藤伸夫, "津波の計算における非線形項と分散項の重要性", 第 23 回海岸工学講演会論文集, pp. 432-436, 1976.
- [15] F. Imamura, A. Yalciner, G. Ozyurt, *Tsunami modelling manual*, UNESCO IOC International Training Course on Tsunami Numerical Modelling, 2006.
- [16] 内閣府中央防災会議, "南海トラフの巨大地震モデル検討会", 内閣府中央防災会議, <http://www.bousai.go.jp/jishin/nankai/model/>, 2018 年 01 月 10 日.
- [17] S. Blackman, R. Popoli, *Design and Analysis of Modern Tracking Systems*, Artech House, 1999.

第 5 章 結論

本論文の目的は、レーダ観測における分解能を超えた広がりを持つ目標に対する観測性能の改善を目的とし、ノイズ等の外乱による観測の誤差を考慮しつつ目標の大きさや状態を適切に統合する信号処理技術を開発することである。本研究の成果は以下の通りである。

第 2 章において、速度分解能に収まらない加速度目標に対する信号検出性能の改善を行った。雑音尤度に基づいて信号らしいスペクトルの広がりをノンコヒーレントに畳み込み積分することで、信号検出性能を改善する方式を提案した。加速度目標の検出を例とする計算機シミュレーションにより、提案方式は従来方式と比較して、検出確率を維持しつつ計算時間を 1/700 程度低減させることを確認した。

第 3 章において、レーダのビーム幅に収まらない方位観測情報を利用したときのレーダの目標捕捉性能の改善を行った。レーダのビーム幅よりも方位精度の悪いパッシブ電波センサの観測値を追尾し、カルマンフィルタから算出される理論的な平滑誤差の分散を利用してレーダビームを最適配置する搜索方式を提案した。提案方式は特にビーム数が少ない領域で探知性能の向上効果が大きく、ビームリソースに限りがある状況下では特に有効な方式であることを確認した。

第 4 章において、距離と方位セルを超えて広がった流体现象である津波の目標追尾性能の改善を行った。カルマンフィルタを用いて、1 次元浅水方程式のモデル化誤差を考慮しつつレーダ観測誤差を抑圧し、レーダの観測領域における流速値を予測・推定する津波追尾方式を提案した。シミュレーション評価の結果、南海トラフの津波シミュレーションに対して提案方式は流速値の予測誤差と推定誤差を低減できることを確認した。

以上の成果は、レーダ観測における分解能を超えた広がりを持つ目標に対して、センサの分解能・誤差過程と観測対象の物理的性質を考慮した統計的推定に基づく新しい信号処理技術であり、レーダの観測性能の改善に貢献することができた。

謝辞

本研究を進めるにあたって、懇切なる御指導、御助言を賜りました筑波大学大学院システム情報工学研究科知能機能システム専攻准教授 海老原格先生、並びに、同専攻教授 水谷孝一先生に心からの感謝の意を表します。また、同専攻准教授 若槻尚斗先生、並びに、同専攻助教 善甫啓一先生、並びに、同研究科コンピュータサイエンス専攻准教授 庄野和宏先生、並びに、日本電信電話株式会社 未来ねっと研究所 安藤篤也博士には副査としてご助言を戴くとともに本論文の細部にわたりご指導を戴き、ここに深謝の意を表します。

本論文をまとめる機会を与えて頂きました三菱電機株式会社 情報技術総合研究所所長 中川路哲男博士、同所 光電波・通信部門統括 宮下裕章博士、同所レーダー信号処理技術部部長 若山俊夫博士に謹んで感謝の意を表します。また、本論文の根幹となるアイデアについて有益な御助言およびご支援を頂きました直属の上司である同所センサ情報処理グループ 亀田洋志博士に感謝いたします。三菱電機入社以降、様々なご指導やご助言を頂きました同所センサ情報処理グループ 小幡康博士、高林佑樹博士に深くお礼申し上げます。最後に著者を育ててくれた両親、温かく見守り支えてくれた妻 山田栄理奈、元気に生まれてきてくれた娘 山田楓夏に心より感謝します。

著者論文リスト

- [1] 山田 哲太郎, 高林 佑樹, 小幡 康, 亀田 洋志, "高雑音環境下における高機動目標に対する長時間周波数解析と畳み込み積分による高速信号検出法," 信学論(B), Vol.J99-B, No.12, pp.1076-1086, Dec, 2016.
- [2] 山田 哲太郎, 小幡 康, 原田 哲治, "パッシブ電波センサの方位追尾情報を利用した目標捕捉におけるレーダビーム配列の最適化設計," 電子情報通信学会論文誌 B, Vol.J101-B, No.2, pp.146-154, Feb, 2018.
- [3] 山田 哲太郎, 石川 博章, 有岡 俊彦, 小柳 智之, 中西 孝行, 小幡 康, 亀田 洋志, "海洋レーダの流速観測値を用いたカルマンフィルタによる津波追尾方式," 電子情報通信学会論文誌 B, Vol.J101-B, No.10, pp.867-877, Oct. 2018.